



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA

THALLES EMANNUEL BATISTA PINHEIRO

**DETERMINAÇÃO DE GEOMETRIAS SUBSTITUTAS UTILIZANDO REDES
NEURAIS ARTIFICIAIS PARA ANÁLISE DE MEDIDAS OBTIDAS EM MÁQUINA
DE MEDIÇÃO POR COORDENADAS**

JOÃO PESSOA – PB

2018

THALLES EMANNUEL BATISTA PINHEIRO

**DETERMINAÇÃO DE GEOMETRIAS SUBSTITUTAS UTILIZANDO REDES
NEURAS ARTIFICIAIS PARA ANÁLISE DE MEDIDAS OBTIDAS EM MÁQUINA
DE MEDIÇÃO POR COORDENADAS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
banca examinadora do Departamento de
Engenharia Mecânica da Universidade Federal da
Paraíba como requisito para obtenção do título de
Bacharel em Engenharia Mecânica.

Orientador: Prof. Dr. José Carlos de Lima Júnior.

JOÃO PESSOA – PB

2018

P654d Pinheiro, Thalles Emmanuel Batista.

Determinação de geometrias substitutas utilizando redes neurais artificiais para análise de medidas obtidas em máquina de medição por coordenadas / Thalles Emmanuel Batista Pinheiro. – João Pessoa, 2018.
79 f. : il.

Orientação: José Carlos de Lima.
Monografia (Graduação) – UFPB/CT.

1. Engenharia mecânica. 2. Máquina de medição por coordenadas (MMC). 3. Rede neural artificial (RNA). 4. Geometria substituta. I. Lima, José Carlos de. II. Título.

UFPB/BC

THALLES EMANNUEL BATISTA PINHEIRO

**DETERMINAÇÃO DE GEOMETRIAS SUBSTITUTAS UTILIZANDO REDES
NEURAS ARTIFICIAIS PARA ANÁLISE DE MEDIDAS OBTIDAS EM MÁQUINA
DE MEDIÇÃO POR COORDENADAS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à banca examinadora do Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade Federal da Paraíba - UFPB como parte das exigências à obtenção do título de Bacharel em Engenharia Mecânica, tendo obtido o conceito APROVADO conforme a apreciação da banca examinadora:

João Pessoa, 25 de junho de 2018.

BANCA EXAMINADORA:

José Carlos de Lima Júnior.

Prof. Dr. José Carlos de Lima Júnior

Orientador

(Departamento de Engenharia Mecânica – Centro de Tecnologia – UFPB)

[Assinatura]

Prof. Dr. João Boseno de Aquino Silva

Examinador externo

(Departamento de Engenharia Mecânica – Centro de Tecnologia – UFPB)

Pedro Valentim Dantas Junior

Dr. Pedro Valentim Dantas Junior

Examinador Externo

(Centro de Tecnologia – UFPB)

Dedico à minha família que sempre me apoiou em toda minha jornada e por todo incentivo e orações para que fosse possível a conclusão deste curso.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus que tem me guiado durante toda minha jornada e por seus benefícios que me fizeram chegar até esta etapa da minha vida, sem Ele nada seria possível.

Aos meus pais, Rosenvelth Pinheiro e Mary Augusta, que são meu alicerce, forte seguro e maiores incentivadores da minha carreira.

À minha tia/irmã, Neth Silva, por todo apoio durante minha caminhada desde pequeno.

Ao Prof. Dr. José Carlos de Lima Junior por ser meu orientador durante este Trabalho de Conclusão de Curso. Por sua paciência, sugestões, conselhos e principalmente sua amizade.

Ao Prof. Dr. João Bosco de Aquino Silva por disponibilizar seu tempo para realizar as medições na Máquina de Medição por Coordenadas do Laboratório de Engenharia de Precisão – Centro de Tecnologia da UFPB.

Aos meus colegas e amigos, Tiago Fonseca, Heitor Augusto, Mariana Soares, Genilton de França, João Vinicius, Igor Xavier, Thalita França, Gessé Paulo, Dener Delmiro, Lucas Periassu, José Rafael, Lucas Jardim, Ronald Lima e João Neto, pela amizade, ajuda nas lutas diárias e por tornar os momentos mais agradáveis desde o início deste curso de graduação em Engenharia Mecânica.

A todos professores que contribuíram com todo conhecimento e experiência adquirida até hoje.

À Magnólia por sempre prestar seu serviço na Coordenação de Engenharia Mecânica de forma amável e paciente, sempre ajudando da melhor forma possível nos eventuais problemas.

*Ó profundidade das riquezas, tanto da sabedoria, como da ciência de Deus!
Quão insondáveis são os seus juízos,
e quão inescrutáveis os seus caminhos!*
Romanos 11:33

“O céu e a terra passarão, mas as minhas palavras não hão de passar.”
Mateus 24:35

RESUMO

Medições são efetuadas com muita naturalidade em praticamente todos os ramos da atividade humana e devido à existência de uma grande diversidade de grandezas a medir, houve necessidade de separar a Metrologia em diversos ramos distintos. Dentro da Metrologia Geométrica inclui-se a Metrologia por Coordenadas. A máquina de medição por coordenadas (MMC) tem como principal objetivo a análise das propriedades geométricas dos objetos através da Metrologia por Coordenadas. Características marcantes deste equipamento são: alta velocidade de inspeção, resultados com exatidão e flexibilidade de medição. No entanto, o processo de aquisição de coordenadas por meio de uma MMC não está totalmente isento de erros, no qual se inclui os erros provenientes de sistemas computacionais responsáveis pela determinação das geometrias substitutas. Neste trabalho são estudados os elementos básicos que constituem as MMCs e suas principais fontes de erros. Como proposta é feito um estudo sobre Redes Neurais Artificiais (RNAs) e sua aplicação às medições realizadas em MMC com o intuito de avaliar a capacidade de gerar geometrias substitutas. As RNAs desenvolvidas, ao serem alimentadas com pontos coordenados de circunferências e esferas, são capazes de determinar seus centros. Com o centro da entidade geométrica determinado é possível calcular seu raio pela distância deste centro até os pontos que foram utilizados como entrada na rede neural. Verifica-se que erros relativos ao processo de medição, como a impossibilidade de um operador capturar pontos equidistantes destas formas influencia drasticamente nos resultados obtidos.

Palavras-chave: Máquina de medição por coordenadas (MMC); Rede Neural Artificial (RNA); Geometria substituta.

ABSTRACT

Measurements are carried out very naturally in almost all branches of human activity and due to the existence of a great diversity of measures to be measured, it was necessary to separate Metrology in several different branches. Within the Geometric Metrology there is the Coordinate Metrology. The coordinate measuring machine (CMM) has as main objective the analysis of the geometric properties of objects through Coordinate Metrology. Significant features of this equipment are: high inspection speed, accurate results and flexibility of measurement. However, the process of acquisition of coordinates through a CMM isn't totally free from errors, which includes errors from computational systems responsible for determining the substitute geometries. In this paper are studied the basic elements that constitute the CMMs and their main sources of errors. As a proposal a study is made on Artificial Neural Networks (ANNs) and their application for measurements made in CMM in order to evaluate the ability to generate substitute geometries. The developed RNAs, when fed with coordinate points of circumferences and spheres, are able to determine their centers. With this determined center from the geometric entity it is possible to calculate its radius by the distance between this center and the points that were used as entrance in the neural network. It is noted that errors in the measurement process, such as the impossibility of an operator to capture points equidistantly from these shapes, has a drastic influence on the results obtained.

Keywords: Coordinate measuring machine (CMM); Artificial Neural Network (ANN); Substitute geometry.

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 – MMC para medição de partes da estrutura de automóveis	20
Figura 3.2 – MMC portátil SAS3DSPARK.	20
Figura 3.3 – Bloco de cilindros tipo seco	21
Figura 3.4 – Ilustração dos elementos principais de uma MMC	22
Figura 3.5 – Tipos de estruturas: (a) em balanço, (b) coluna, (c) portal, (d) em L, (e) ponte fixa, (f) ponte móvel, (g) braço horizontal móvel, (h) braço horizontal fixo	23
Figura 3.6 – MMC com controle manual	24
Figura 3.7 – Apalpador touch trigger: (a) uma haste, (b) várias hastes	26
Figura 3.8 – Sensores: (a) óptico e (b) a laser	27
Figura 3.9 – Sistema de triangulação a laser	28
Figura 3.10 – Fontes de erros de medição em MMC	29
Figura 3.11 – Modelo de erros geométricos para uma guia de movimento em Y.....	30
Figura 3.12 – Vinte e um erros geométricos de uma MMC tipo portal	31
Figura 3.13 – Natureza da medição com uma MMC	34
Figura 3.14 – Fixação funcional de um para-choque de carro	35
Figura 3.15 – Representação de um neurônio biológico	40
Figura 3.16 – Modelo neurônio artificial.....	42
Figura 3.17 – Função de ativação limiar e linear	43
Figura 3.18 – Função de ativação sigmoideal e tangente hiperbólica.....	44
Figura 3.19 – Redes feedforward: (a) sem camada oculta, (b) com camada oculta	46
Figura 3.20 – Ilustração do algoritmo Backpropagation	47
Figura 3.21 – Distância entre pontos no espaço 3D	49
Figura 3.22 – Circunferência no plano cartesiano	50
Figura 3.23 – Esfera no espaço tridimensional.....	50
 Figura 4.1 – MMC Mitutoyo Crysta-Apex S 7106	51
Figura 4.2 – Peça padrão com diversos furos e sistema de coordenadas utilizado	53
Figura 4.3 – Esferas padrões: (a) $R_1=14,9946$ mm e (b) $R_2=9,9947$ mm.....	56
Figura 4.4 – Bancada circular com sistema de coordenadas utilizado	57
Figura 4.5 – Rotação da posição para as duas esferas	57
 Figura 5.1 – Representação da RNA das circunferências em blocos	59
Figura 5.2 – Pontos coletados da circunferência C1	61
Figura 5.3 – Pontos coletados da circunferência C2	61
Figura 5.4 – Pontos coletados da circunferência C3	62
Figura 5.5 – Pontos coletados da circunferência C4E (teórica com erro)	62
Figura 5.6 – Pontos coletados da circunferência C5E (teórica com erro)	63
Figura 5.7 – Representação da RNA das esferas em blocos	63
Figura 5.8 – Pontos coletados da esfera E1	66
Figura 5.9 – Pontos coletados da esfera E2	66
Figura 5.10 – Pontos coletados da esfera E3	67

Figura 5.11 – Pontos coletados da esfera E4	67
Figura 5.12 – Pontos coletados da esfera E5	68
Figura 5.13 – Pontos coletados da esfera E6	68
Figura 5.14 – Pontos coletados da esfera E7	69
Figura 5.15 – Pontos coletados da esfera E8	69
Figura 5.16 – Pontos coletados da esfera E9E (teórica com erro).....	70
Figura 5.17 – Pontos coletados da esfera E10E (teórica com erro).....	70
Figura A.1 – Carregamento dos dados no workspace e inicialização do nntool	75
Figura A.2 – Importar dados e criar nova rede	76
Figura A.3 – Criação da rede e escolha de suas propriedades	77
Figura A.4 – Carregamento dos dados no workspace	77
Figura A.5 – Parâmetros de parada de treinamento.....	78
Figura A.6 – Resultado do treinamento da rede	79

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Propriedades mecânicas de materiais de mesas metrológicas	24
Tabela 3.2 – Quantidade mínima de pontos para cada geometria	28
Tabela 3.3 – Quinze anos de evolução das máquinas de medição de coordenadas	37
Tabela 4.1 – Dados teóricos de circunferências	54
Tabela 4.2 – Dados de medição das circunferências	54
Tabela 4.3 – Dados de esferas teóricos.....	55
Tabela 4.4 – Dados das esferas medidas	58
Tabela 5.1 – Resultados da RNA para circunferências reais.....	60
Tabela 5.2 – Resultados da RNA para circunferências teóricas.....	60
Tabela 5.3 – Resultados da RNA esferas reais	64
Tabela 5.4 – Resultados da RNA para esferas teóricas	65

LISTA DE ABREVIATURAS

CAD	<i>Computer aided design</i> (Projeto assistido por computador)
CAM	<i>Computer aided manufacturing</i> (Fabricação assistida por computador)
CNC	Controle numérico computadorizado
ISO	<i>International Standard Organization</i>
MMC	Máquina de medição por coordenadas
NIST	<i>National Institute of Standards and Technology</i>
NPL	<i>National Physical Laboratory</i>
PTB	<i>Physikalisch Technische Bundesanstalt</i>
RNA	Rede neural artificial

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	16
2 OBJETIVOS	18
2.1 Objetivo geral	18
2.2 Objetivos específicos	18
3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	19
3.1 Máquinas de medição por coordenadas	19
3.1.1 <i>Medição por coordenadas</i>	21
3.1.2 <i>Elementos de uma MMC</i>	22
3.1.2.1 Estruturas das MMCs	23
3.1.2.2 Mesa metrológica	23
3.1.2.3 Unidade de controle	24
3.1.2.4 Sistema apalpador	25
3.1.2.4.1 Apalpadores de contato	26
3.1.2.4.2 Sensores – apalpador sem contato	27
3.1.2.5 Sistema computacional	28
3.1.3 <i>Fontes de erros</i>	29
3.1.3.1 Erros geométricos	30
3.1.3.2 Erros do sistema de apalpação	32
3.1.3.3 Erros dinâmicos devido a vibrações	32
3.1.3.4 Erros relacionados com a estratégia de medição	33
3.1.3.5 Erros derivados da influência das propriedades da peça a ser medida	34
3.1.3.6 Erros induzidos termicamente	35
3.1.3.7 Erros no sistema computacional	37
3.1.3.8 Outros erros	38
3.1.4 <i>Vantagens e desvantagens das MMCs</i>	38
3.2 Redes neurais	39
3.2.1 <i>Rede neural biológica</i>	40
3.2.2 <i>Rede neural artificial</i>	41
3.2.2.1 Neurônio – a unidade básica	41
3.2.2.2 Topologia das RNAs	45
3.2.2.3 Paradigmas de aprendizagem	46
3.3 Geometrias substitutas	48
3.3.1 <i>Geometrias medidas pela MMC</i>	49
4 METODOLOGIA	51

4.1 Determinação de parâmetros das circunferências	52
4.1 Determinação de parâmetros das esferas	55
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	59
5.1 Parâmetros das circunferências	59
5.1 Parâmetros das esferas.....	63
6 CONCLUSÃO	71
7 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	72
REFERÊNCIAS	73
APÊNDICE A	75

1 INTRODUÇÃO

A Metrologia é a ciência da medição e suas aplicações, compreende todos os aspectos teóricos e práticos da medição, qualquer que seja a incerteza de medição e o domínio de aplicação (INMETRO, 2007).

A metrologia é uma linguagem falada, escrita e entendida por todo o mundo. Ela utiliza padrões, normas, instrumentos, métodos, reconhecidos e adotados mundialmente, pois um produto pode ter partes fabricadas em países diferentes, propiciando uma troca de informações e um refinamento da linguagem das medições.

Há três razões pelas quais necessitamos de medidas. Primeiramente, para fazer as coisas porque elas fazem parte de um projeto. Segundo, para controlar a maneira como as pessoas fazem as coisas; e, por último, necessitamos de medidas para descrição científica. O papel das medidas é primordial, porém elas dependem dos instrumentos, e os instrumentos dependem da evolução tecnológica (LIRA, 2015).

Medições são efetuadas com muita naturalidade em, praticamente, todos os ramos da atividade humana. A agricultura, a pecuária, o comércio, a indústria e o setor de serviços não poderiam existir na forma como hoje são conhecidos sem que medições confiáveis fossem efetuadas. Até atingir a abrangência e o grau de confiabilidade que os tempos atuais exigem, a medição passou por uma longa trajetória de evolução e aperfeiçoamentos (ALBERTAZZI e SOUSA, 2008).

Devido à existência de uma grande diversidade de grandezas a medir, houve necessidade, em dada altura, de separar a Metrologia em diversos ramos distintos. Surgiu assim a Metrologia Geométrica, que tem como principal objetivo à análise das propriedades geométricas dos objetos. Dentro deste campo inclui-se a Metrologia por coordenadas onde o processo de avaliação das entidades geométricas é realizado de uma forma indireta tendo como base a medição de coordenadas cartesianas em relação a um referencial de pontos localizados sobre a superfície do objeto a ser medido. O número e localização dos pontos devem ser tais que permitam a aquisição completa da forma dimensional do objeto a ser medido, também chamado de mensurando (VICENTE, 1997).

As MMCs (Máquinas de medição por coordenadas) são amplamente utilizadas para medir as dimensões de partes manufaturadas. Este tipo de equipamento tem revolucionado a metrologia dimensional uma vez que, se tornou um componente integrante do sistema de qualidade industrial, resultando na redução do tempo de inspeção e aumentando a

produtividade. Características marcantes deste equipamento são: alta velocidade de inspeção, resultados com exatidão e flexibilidade de medição, ou seja, é capaz de medir peças cuja forma geométrica é considerada complexa com tempo reduzido (CURRAN e PHELAN, 2004).

Hoje em dia praticamente não existem peças, produzidas industrialmente, cujas características dimensionais não possam ser determinadas através de uma máquina de medição de coordenadas. A indústria automóvel, a construção naval e aeronáutica, a metalomecânica e a indústria de moldes e de plásticos são alguns dos sectores onde aquela técnica é usada em larga escala (VICENTE, 1997).

No entanto, tal como sucede com qualquer outra técnica de medição, o processo de aquisição de coordenadas por meio de uma máquina de medição, não está totalmente isento de erros (VICENTE, 1997). Os erros que as MMCs podem apresentar são originados de diversas fontes, as quais são divididas basicamente em dois grupos sendo estes: o hardware e o sistema computacional (*software*). O primeiro corresponde aos componentes físicos da máquina e o segundo ao sistema computacional presente na MMC. Para as fontes de erros do hardware vários pesquisadores, têm desenvolvido técnicas capazes de minimizar estas fontes de erros. Para os erros devido ao sistema computacional da MMC existem poucos estudos realizados para a minimização de tal fonte de erro. Existem alguns institutos de pesquisas que têm estudado esta fonte de erros os quais destacam-se: PTB e o NIST (LIMA Jr, 2007).

Neste presente trabalho será utilizado um método alternativo ao algoritmo de sistemas computacionais tradicionais dos fabricantes das MMCs, que se inspira na metodologia proposta por LIMA Jr (2007), em que redes neurais artificiais são criadas para determinação de geometrias substitutas.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

Este presente trabalho tem como objetivo principal criar redes neurais artificiais para geração de geometrias substitutas e implementá-las em máquinas de medição por coordenadas.

2.2 Objetivos específicos

- a) aprofundar estudos sobre metrologia geométrica, com ênfase em medições indiretas com MMC;
- b) realizar estudo de funcionamento, construção e implementação de redes neurais artificiais pelo *Matlab*;
- c) determinar parâmetro de geometrias substitutas através de redes neurais tanto para dados teóricos quanto para dados reais obtidos através de medição em máquina de medição por coordenada.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Os aspectos referentes à revisão da literatura e fundamentação teórica que possibilitaram o desenvolvimento do tema do presente trabalho são apresentados nesta seção. Aqui serão abordados tópicos sobre as máquinas de medição por coordenadas, sua utilidade e funcionalidade, principais elementos constituintes e principais fontes de erros. Seguido é feito uma contextualização e explanação do que são redes neurais artificiais e como elas podem ser utilizadas para detecção de padrões. Finalizando é mostrado as formas geométricas que serão simuladas pelas redes neurais.

3.1 Máquinas de medição por coordenadas

O projeto de peças e partes de máquinas está exigindo um nível de precisão cada vez maior quanto à forma, a posição geométrica e as tolerâncias dimensionais (LIRA, 2015). Isso tem sido graças aos processos de fabricação cada vez mais elaborados, rápidos e produtivos, com máquinas-ferramenta comandadas numericamente por computador e tecnologias, tais como: projeto assistido por computador (CAD) e fabricação assistida por computador (CAM). O controle dimensional das peças manufaturadas é imprescindível para garantir que as tolerâncias especificadas no projeto sejam atendidas (SILVA e BURDEKIN, 2002).

Para acompanhar essa evolução, a MMC (máquina de medição por coordenadas) torna possíveis medições que levariam muito tempo e esforço técnico para serem realizadas com instrumentos convencionais (LIRA, 2015). Neste contexto, a medição por coordenadas é a tecnologia que melhor atende aos requisitos da manufatura moderna através das MMCs (LIMA Jr, 2003).

Segundo VICENTE (1997), uma máquina de medição de coordenadas é um sistema mecânico e eletrônico cujo objetivo principal é a obtenção de coordenadas cartesianas de pontos sobre superfícies sólidas.

Existem MMCs de diversos tamanhos, capazes de realizar inspeções completas em automóveis, motores, turbinas e peças complexas de grande porte, exemplificado na figura 3.1.

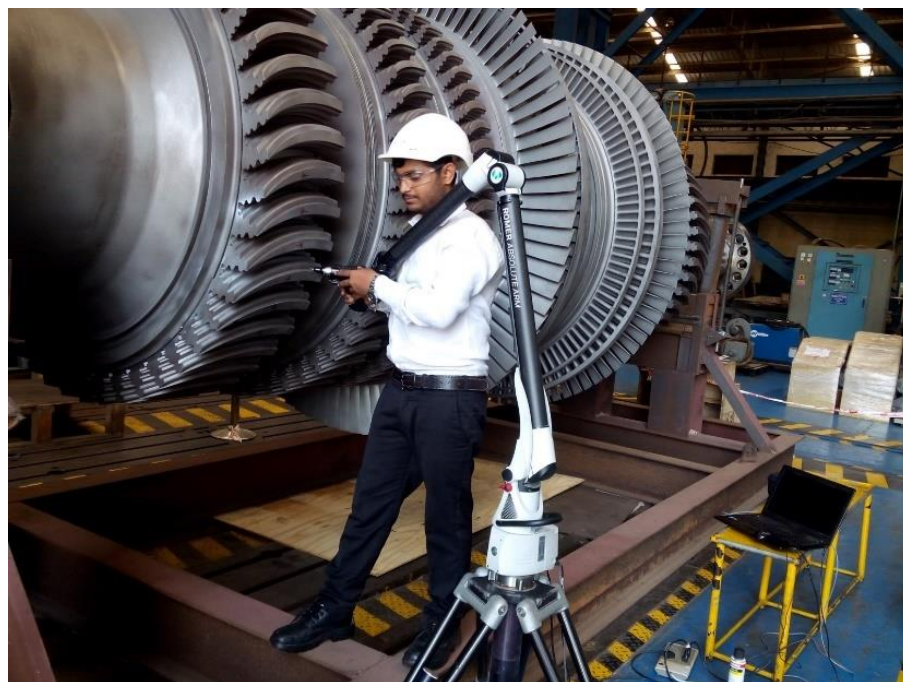
Sistemas de medição portáteis também são comuns – braços articulados com 6 (seis) ou 7 (sete) graus de liberdade – e fazem medições 3D precisas ainda durante o processo de produção (LIRA, 2015). Exemplo na figura 3.2.

Figura 3.1 – MMC para medição de partes da estrutura de automóveis



Fonte: *site*¹ Direct Industry (2018)

Figura 3.2 – MMC portátil SAS3DSPARK.



Fonte: *site* Medium² (2018)

¹ http://img.directindustry.fr/images_di/photo-g/6008-5057543.jpg

² <https://medium.com/@sas3dspark2/portable-cmm-inspection-services-company-india-sas3dspark-50be5479f8ba>

3.1.1 Medição por coordenadas

Para peças mais complexas que exigem várias medições para controle de várias especificações de projeto (exemplo na Figura 3.3), a medição com instrumentos convencionais se torna inviável devido a diversos fatores como esforço do operador e quantidade de instrumentos necessários para medir alturas, diâmetros, ângulos, distâncias, alinhamentos, concentricidades etc. Também haverá um somatório de erros de cada instrumento, comprometendo as medidas.

Figura 3.3 – Bloco de cilindros tipo seco



Fonte: site Carros infoco³ (2015).

Com um sistema de coordenadas tridimensional (x, y, z) é possível definir qualquer ponto no espaço. O princípio da MMC consiste em englobar uma peça por um sistema de coordenadas, então através de uma série de pontos obtidos do objeto pode-se definir o seu contorno e obter suas medidas. Quanto maior a quantidade de pontos, maior a definição do que se está medindo, porém maior o esforço homem-máquina e tempo utilizado durante a medição.

Os eixos do sistema cartesiano podem ser caracterizados através de um sistema de guias com mancais aerostáticos e escalas optoeletrônicas ou com um sistema a laser, para a determinação das coordenadas com um cabeçote apalpador, o qual é montado para o funcionamento em um dos eixos coordenados (ROLIM, 2003). Os mancais pneumáticos permitem um movimento com mínimo de atrito, permitindo alcançar elevado nível de precisão (LIRA, 2015).

³ <http://www.carrosinfoco.com.br/carros/2015/09/bloco-dos-motores-de-combustao-interna-automotivos/>

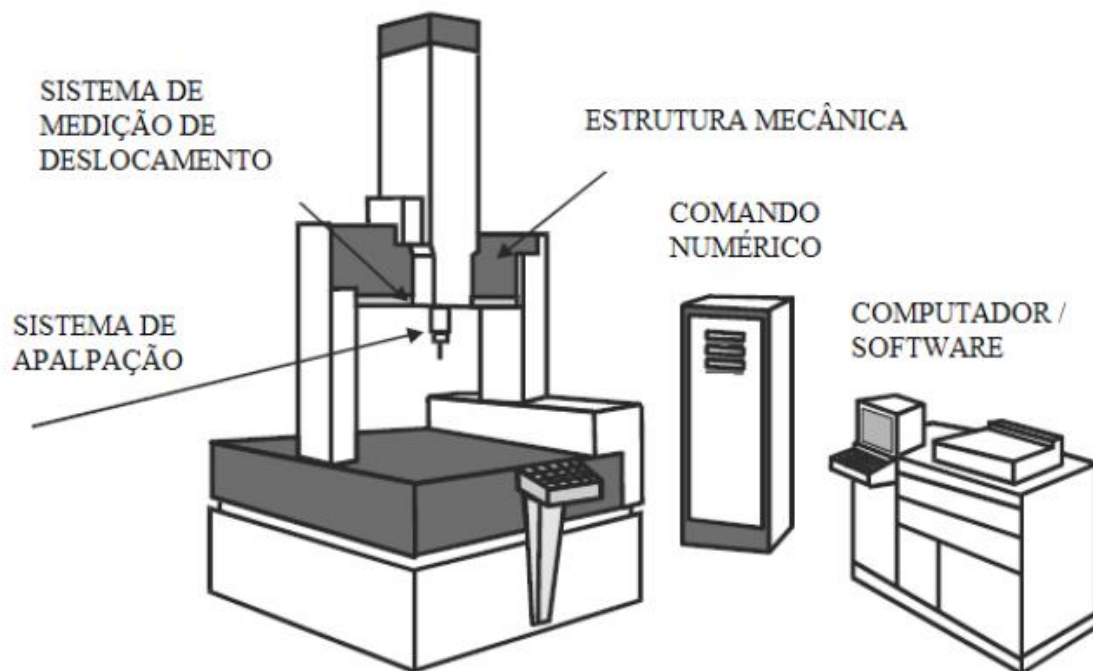
Softwares são utilizados para medir e analisar elementos geométricos medidos através de cálculos matemáticos embutidos em seu código, sendo apenas necessário o operador definir a sequência de medição mais conveniente. Outra facilidade dos programas é não necessitar operação manual para o alinhamento e o nivelamento, pois são realizados automaticamente sem necessidade de tocar a peça. Os *softwares* são capazes de definir planos base, e origem de um sistema de coordenadas à escolha do operador (LIRA, 2015).

3.1.2 Elementos de uma MMC

Os elementos básicos que compõem a MMC estão ilustrados na figura 3.4 e eles são os seguintes:

1. Estrutura mecânica ou máquina de medição por coordenadas propriamente dita;
2. Mesa metrológica;
3. Unidade de controle;
4. Sistema apalpador;
5. Sistema computacional da MMC.

Figura 3.4 – Ilustração dos elementos principais de uma MMC

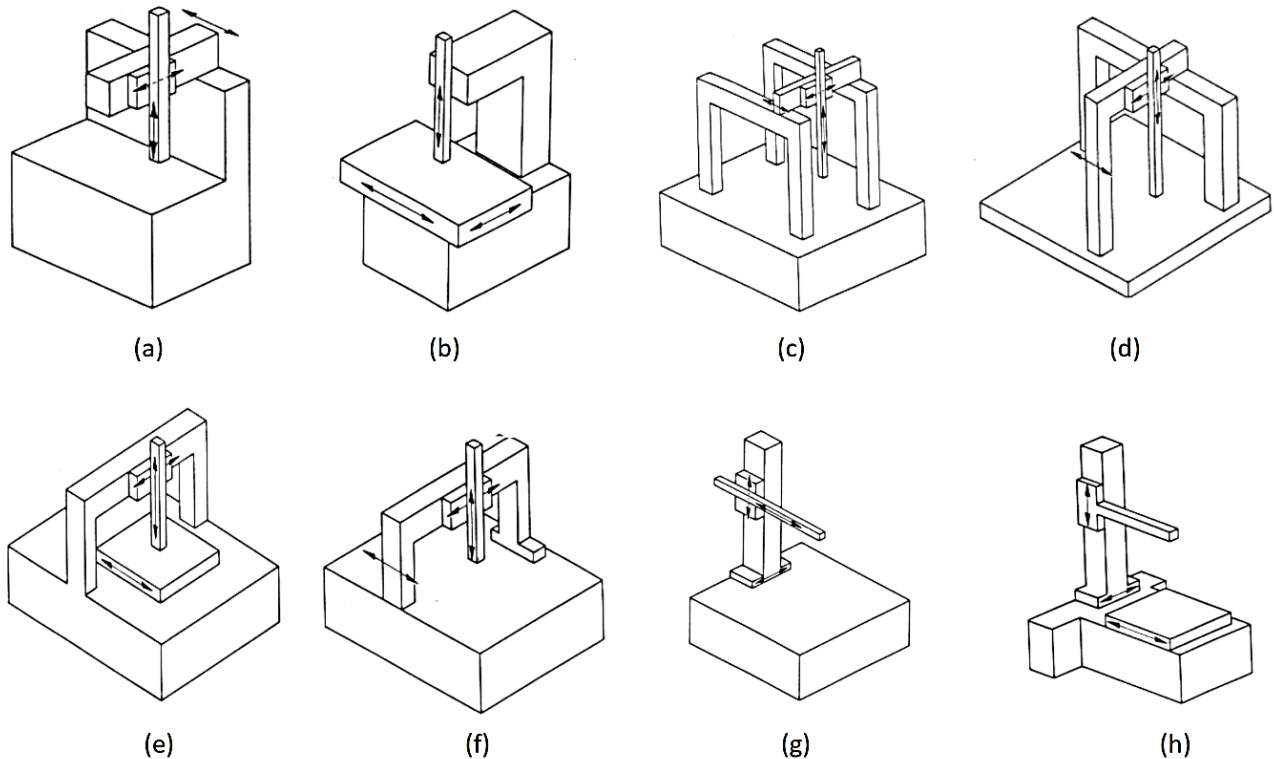


Fonte: Bosch (1995).

3.1.2.1 Estruturas das MMCs

As estruturas das máquinas são ilustradas na figura 3.5:

Figura 3.5 – Tipos de estruturas: (a) em balanço, (b) coluna, (c) portal, (d) em L, (e) ponte fixa, (f) ponte móvel, (g) braço horizontal móvel, (h) braço horizontal fixo



Fonte: adaptado de Lima Jr (2007).

3.1.2.2 Mesa metrológica

A maioria das MMCs possuem a mesa fixa em uma base de suporte (em aço) sobre a qual assenta uma mesa, geralmente em granito. Este material possui uma elevada estabilidade química e homogeneidade permitindo assim criar uma superfície que apresenta um elevado grau de planeza e cuja dureza faz com que seja resistente aos choques motivados pelo uso. A tabela 3.1 apresenta algumas propriedades do granito, bem como de outros materiais que podem ser usados na fabricação da mesa metrológica (LIMA Jr, 2003).

Tabela 3.1 – Propriedades mecânicas de materiais de mesas metrológicas

Material	Módulo de Elasticidade (GPa)	Densidade de massa (kg/m ³)	Rigidez por massa (10 ⁷ m ² /s ²)	Coefficiente de expansão térmica (10 ⁻⁶ /°C)	Condutividade térmica (W/m.°C)
Aço	200	7800	2,56	11,6	97,00
Alumínio	70	2780	2,52	23,0	176,00 - 300,00
Cerâmica	303	3700	8,18	6,0	25,00
Invar	140	8130	1,72	0,8 - 2,0	10,00
Granito	25	2800	0,89	5,4	1,87 - 4,04

Fonte: Lima Jr (2007).

3.1.2.3 Unidade de controle

A unidade de controle é responsável pelo acionamento dos eixos para que as medições das peças possam ser realizadas. LIRA (2015) classifica as unidades de controle em quatro tipos: manual, com eixos motorizados, controlada por controle numérico computadorizado (CNC) e comandada por computador, com uma descrição detalhada a seguir:

- a) **MMC manual:** consiste em uma máquina que o controle dos braços que sustentam o sistema de apalpação é todo manual, seus indicadores se comunicam com um computador, exemplificado na figura 3.6.

Figura 3.6 – MMC com controle manual

Fonte: Faro⁴ (2018).

⁴ <http://www.mantec.org.uk/faro-gage-plus.html>

- b) MMC com eixos motorizados:** Nesse tipo de máquina, o movimento de cada eixo é controlado pelo operador por meio de um joystick, com a entrada dos dados no computador feita pelo sensor eletrônico. Esse sistema é útil na medição de peças grandes, em que o acesso do operador para movimentar o sensor eletrônico é difícil.
- c) MMC controlada por controle numérico (CNC):** foi desenvolvida para medições em série, de peças complexas. Um programa é gravado para cada tipo de peça, com a sequência de movimentos para obtenção de pontos especificados. O programa criado pelo operador é simples, semelhante ao aprendizado de robôs. Os movimentos para o aprendizado são feitos com a primeira peça e são guiados com auxílio de um joystick e gravados em memória. Nas medições posteriores, repete todo o ciclo, fazendo o sensor percorrer a peça, realizando a medição automaticamente, o mesmo movimento é repetido com grande precisão, portanto possibilita medições com rapidez e exatidão para lotes da mesma peça. O sensor também possui movimentos motorizados para facilitar o seu acesso à peça. Algumas MMCs possuem flanges de operação que giram o sensor nos sentidos horário e anti-horário, com giro para cima e para baixo.
- d) MMC assistida e comandada por computador:** também conhecido como Centro de Medição. Os movimentos do sensor são programados a partir das coordenadas x, y e z. Existe a possibilidade da troca dos sensores durante a medição e da movimentação motorizada da ponta de contato.

3.1.2.4 Sistema apalpador

O sistema de apalpador é um dos principais elementos da MMC. Ele é o sensor que fornece à máquina a informação da localização da superfície da peça, que está sendo medida, em relação ao sistema de coordenadas da MMC (LIMA Jr, 2007). Os sensores são instalados no braço que efetua o movimento vertical (eixo Z). Cada sensor é escolhido de acordo com a tolerância geométrica especificada da peça, o tamanho da peça e a sua forma (LIRA, 2015).

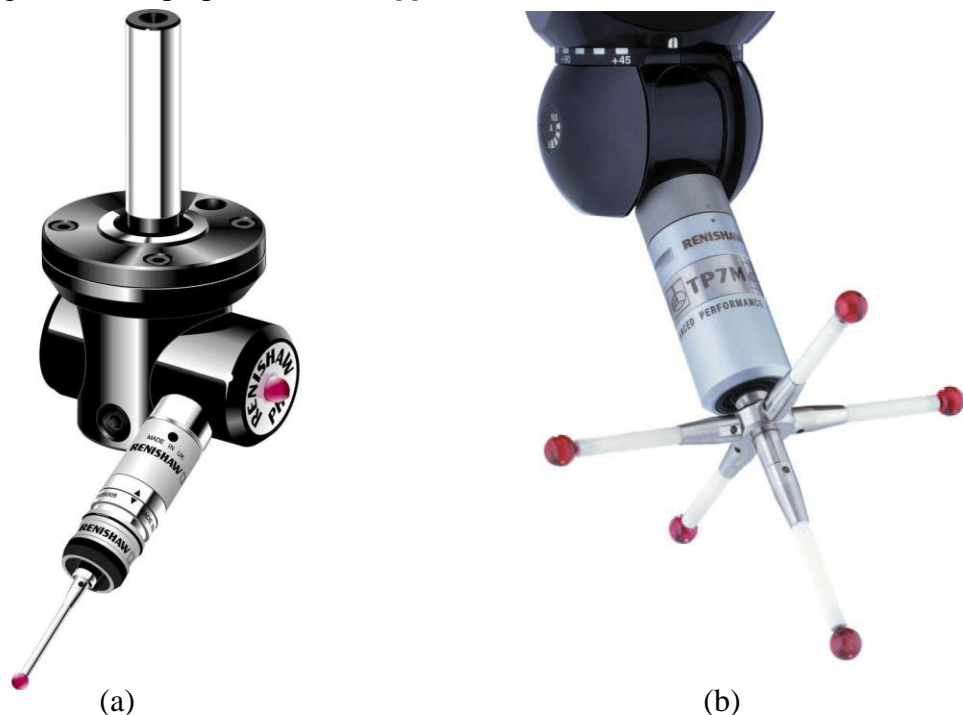
Os apalpadores podem ser divididos em dois grupos principais: os apalpadores de contato e os sensores (apalpadores sem contato).

3.1.2.4.1 Apalpadores de contato

Estes necessitam do contato com a peça para realizar a medição e podem ser puramente mecânicos ou com sensores eletrônicos:

- a) **apalpador mecânico:** fabricado de aço temperado, tendo a ponta com formatos cônico, cilíndrico, esférico ou de disco. Ao realizar toque na peça, deve permanecer fixo até que a leitura nos indicadores digitais seja feita (LIRA, 2015).
- b) **apalpador eletrônico:** do inglês, denominado *touch trigger*, este é um apalpador sensível, ligado aos indicadores digitais. Quando toca a peça, a pressão exercida provoca um deslocamento angular da ponta, gerando um sinal elétrico e sonoro para congelar a leitura dos indicadores digitais, assim o sistema de controle imediatamente lê a posição indicada pelas três escalas da máquina determinando assim a localização do ponto medido. Este tipo de apalpador pode ser de uma haste ou de várias, ilustração na figura 3.7 (a) e (b), respectivamente. A ponta do apalpador que mantém contato com a superfície medida é normalmente feita de Rubi. Este fato contribui para minimizar os efeitos dos desgastes (LIMA Jr, 2007).

Figura 3.7 – Apalpador *touch trigger*: (a) uma haste, (b) várias hastes



Fonte: adaptado dos sites Dinosauriens⁵ e Directindustry⁶ (2018).

⁵ <https://cnc360.ru/files/433/tp7m-30.jpg>

⁶ http://img.directindustry.com/images_di/photo-g/5200-12001896.jpg

3.1.2.4.2 Sensores – apalpador sem contato

Os apalpadores sem contato ou sensores não necessitam tocar na peça para realizar a medição. Em casos de peças de dimensões pequena, sua medição com apalpadores de contato pode ser inviável, portanto como solução são utilizados os sensores ópticos ou a *laser*.

LIRA (2015) descreve que o sensor óptico nada mais é que um tipo de microscópio apropriado e que vem sendo substituído por câmeras digitais e processamento computadorizado de imagens, conforme figura 3.8(a). Para determinar as coordenadas, ajusta-se a mira no ponto especificado e utiliza-se dos princípios ópticos ou optoeletrônicos para determinar os pontos coordenados.

Os sensores a *laser* são apalpadores ópticos baseados em medição por triangulação, exemplo a figura 3.8(b). A partir deste método é possível determinar distâncias, que com o conhecimento prévio de uma das arestas do triângulo e dois ângulos, é possível determinar o comprimento das outras arestas e outro ângulo (SILVA, 2011). Exemplo do método de triangulação na figura 3.9.

Figura 3.8 – Sensores: (a) óptico e (b) a *laser*

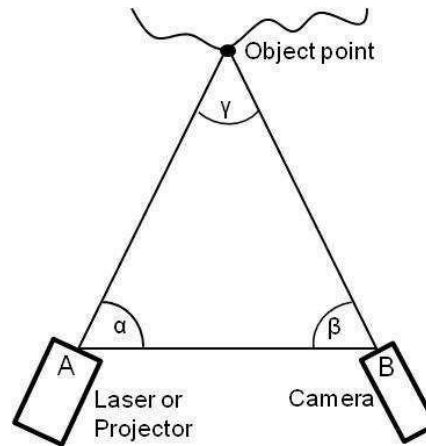


Fonte: adaptado site Modern Machine Shop⁷ e Engineering⁸ (2018).

⁷ <https://www.mmsonline.com/articles/multi-sensor-cmm-eases-micro-measuring>

⁸ https://res.cloudinary.com/engineering-com/image/upload/w_350,c_limit/Renishaw_Vision_Probeiy6un0.jpg

Figura 3.9 – Sistema de triangulação a laser



Fonte: Adolf (2011).

3.1.2.5 Sistema computacional

É o responsável em enviar informações para a unidade de controle, como também, utiliza algoritmos matemáticos para definir as geometrias substitutas.

Os programas usados para medir e analisar os elementos geométricos necessitam apenas de algumas medidas para definir algumas geometrias, como exemplo na tabela 3.2. O número de pontos pode ser aumentado para melhorar a exatidão da medida (LIRA, 2015).

Tabela 3.2 – Quantidade mínima de pontos para cada geometria

Geometria	Quantidade de Pontos
Plano	3
Círculo	3
Distância entre retas paralelas	3
Esfera	4

Fonte: Lira (2015).

Para cada necessidade de medição, há uma série de programas específicos, por exemplo:

- *Geopack*: para medir e analisar elementos geométricos;
- *Scanpack*, para medir perfis bidimensionais;
- *Cat1000S*, que analisa e compara a peça com dados do CAD etc.

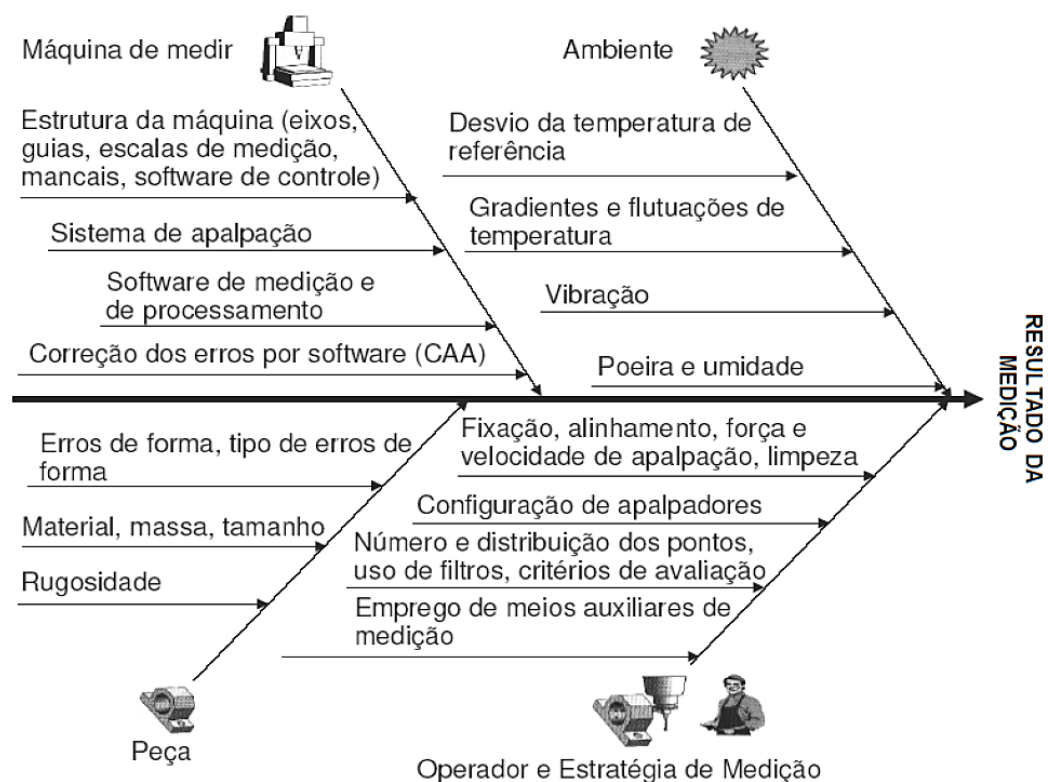
3.1.3 Fontes de erros

Afirma VICENTE (1997) que o objetivo principal de uma MMC é a obtenção de coordenadas cartesianas de pontos sobre superfícies sólidas. No entanto, devido à existência de diversas fontes de erros associadas ao sistema, os resultados por ela fornecidos não são exatos.

As MMCs podem apresentar erros de medição, os quais podem ser originados de diversas fontes. Os efeitos das diferentes fontes de erros presentes numa MMC se combinam das mais diversas formas e se refletem, diretamente, nos pontos coordenados que definem as geometrias substitutas. É exatamente essa particularidade que torna extremamente complexa a análise dos erros e da incerteza do processo de medição de qualquer tipo de máquina de medir, pois cada ponto coordenado é influenciado de forma diferente (ORREGO et al, 2000).

Tradicionalmente a literatura classifica as fontes de erros em quatro grupos que se resumem em: máquina de medir, ambiente, peça e operador/estratégia de medição, conforme ilustração na Figura 3.10.

Figura 3.10 – Fontes de erros de medição em MMC



Fonte: Oliveira (2003).

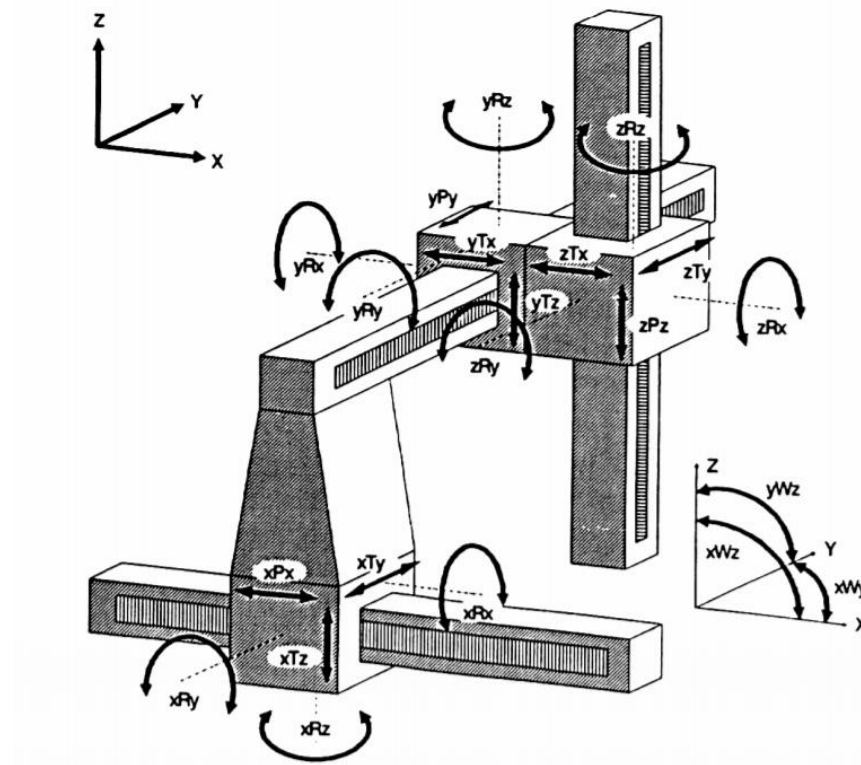
Em algumas literaturas, os erros de uma máquina de medição por coordenadas são agrupados, segundo suas fontes:

Os 6 (seis) graus de liberdade são:

- Três movimentos de translação: na direção x , y , z ;
- Guinada (yaw): em torno do eixo Z (yRz);
- Arfagem (pitch): em torno do eixo X (yRx);
- Rolagem (roll): em torno do próprio eixo Y (yRy).

Considerando uma máquina com três eixos, isto significa um total de 18 (dezoito) erros. Considerando ainda os erros de perpendicularidade entre cada dois eixos, então uma MMC apresenta 21 (vinte e um) componentes de erros geométricos. Os vinte e um erros são ilustrados na figura 3.12.

Figura 3.12 – Vinte e um erros geométricos de uma MMC tipo portal



Fonte: Noronha (2003).

A natureza sistemática dos erros geométricos permite sua correção ou compensação através de programas computacionais, o que melhora de forma expressiva a acuracidade das máquinas.

O movimento contínuo dos carros encarregados de posicionar o ponto de medição no volume de trabalho de uma máquina de medir desloca o centro de gravidade de sua estrutura, provocando variações dos estados de deformação dela. Por exemplo, a variação da posição e da

grandeza dos esforços internos das guias, provocada pelo peso dos carros, em movimento, pode modificar os erros geométricos da máquina.

Os efeitos dos erros induzidos pelo peso próprio dos componentes das máquinas de medir podem ser eliminados, ou pelo menos minimizados através de concepção de projeto e materiais capazes de fornecer maior rigidez à estrutura das máquinas (ORREGO et al, 2000).

3.1.3.2 Erros do sistema de apalpação

As fontes que influenciam a acuracidade do sistema apalpador são: problemas eletrônicos, desgastes dos apoios cinemáticos, variações de forças devido a direção de contato, erro de esfericidade da ponta do apalpador, entre outras. Deve-se então, sempre que possível, conhecer o desempenho do apalpador e seus erros para compensá-los durante as medições (MARQUES, 2003).

Segundo DOBOSZ e WOZNIAK (2005) o sistema apalpador é uma das principais fontes de erros das MMCs. Este erro pode ser provocado por vários fatores que se dividem em três grupos:

- O primeiro grupo consiste em fatores relacionados com o movimento, tais como: velocidade e aceleração do apalpador.
- O segundo grupo está relacionado com fatores de configuração do apalpador os quais dependem da massa, da orientação do apalpador e do tamanho da haste.
- O terceiro grupo de fatores é o modo de operação.
- O último grupo está ligado ao ambiente de trabalho da MMC, pois tanto a variação de temperatura como as vibrações podem afetar na performance do apalpador.

Os erros sistemáticos devido à sonda (apalpador), seja seu princípio de medição por contato ou óptico, podem ser, eventualmente e sob condições bastante específicas, modelados e compensados através de programas computacionais (ORREGO et al, 2000).

3.1.3.3 Erros dinâmicos devido a vibrações

Nas MMCs, os efeitos dinâmicos são menores porque as forças envolvidas na medição são muito pequenas e, geralmente, os movimentos são lentos. Fora do laboratório, várias fontes de vibrações podem afetar as MMCs; entre as mais comuns encontram-se as máquinas-ferramenta, os compressores de ar, equipamentos de ventilação, rodovias e ferrovias. A forma

mais efetiva de minimizar o efeito das vibrações nas MMCs é controlar suas próprias fontes, isolando-as. Por exemplo, pode-se aumentar a distância entre uma máquina-ferramenta e a MMC, ou isolar a máquina-ferramenta em sua base. Mas isso, nem sempre é possível e, usualmente, apesar de ser menos eficiente, isola-se a MMC (LIMA Jr, 2007).

Dentre todas as influências dinâmicas sobre as MMCs os modos de vibrar são aquelas de menor influência nas componentes do erro volumétrico, entretanto do ponto de vista do projeto de máquinas e, portanto, do interesse dos fabricantes, estas informações são de extrema importância. Alcançar um bom desempenho das MMCs em termos dinâmicos constitui uma árdua tarefa, uma vez que o estudo, entendimento e compensação dos erros dinâmicos são alguns dos problemas mais complexos nas medições tridimensionais (MARQUES, 2003).

3.1.3.4 Erros relacionados com a estratégia de medição

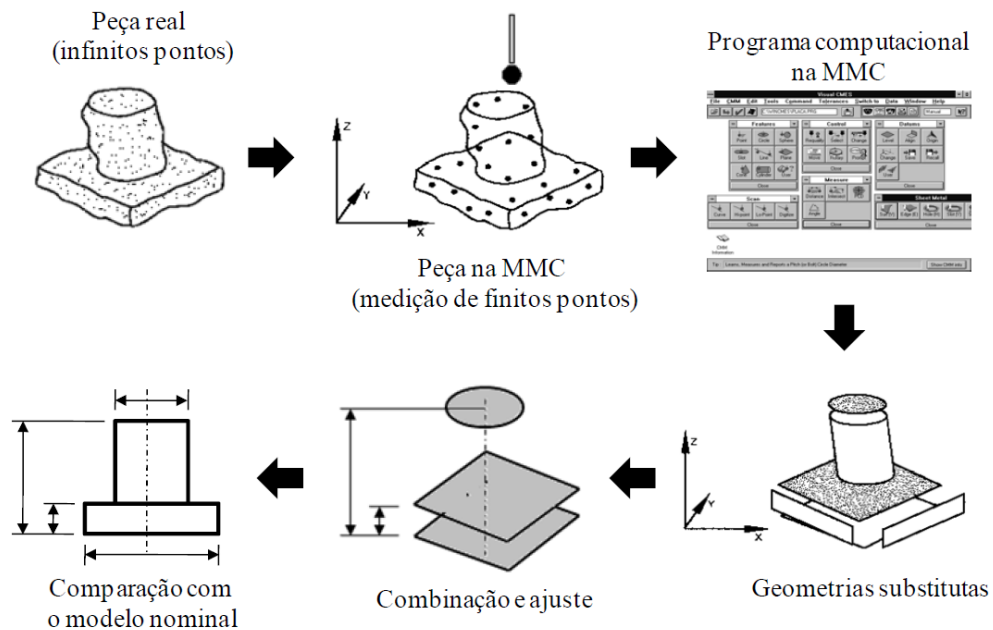
Os resultados das medições são fortemente influenciados pela estratégia de medição adotada. Desta maneira, é de fundamental importância que o operador seja qualificado para realizar tal procedimento, pois é ele quem determina qual característica da peça deseja medir, onde colocar o sistema de coordenadas para facilitar a medição e qual opção do programa usar para medir os parâmetros da peça e, sobretudo, quantos pontos medir e como dispersá-los sobre a superfície da peça (LIMA Jr, 2007)

As que mais afetam o resultado da medição são as duas últimas: o número de pontos e a localização destes sobre a superfície da peça. Esses dois fatores estão interligados, diretamente, com a efetividade das aproximações feitas na implementação dos algoritmos escolhidos para definir as geometrias. O grau de concordância das aproximações implementadas com os valores matematicamente corretos depende da natureza da aproximação e do grupo particular de pontos analisados, figura 3.13.

As aproximações podem funcionar bem para muitas medições, mas também podem provocar erros consideráveis, quando analisada uma quantidade diferente de pontos coordenados ou quando estes são distribuídos de forma diferente sobre a superfície da peça.

Os erros causados pelo número inadequado de pontos são, na maioria dos casos, muito menores quando se utilizam 50 ou mais pontos para definir a geometria. Contudo, no processo de inspeção, deseja-se medir as peças o mais rápido possível, o que implica que a maioria dos usuários de MMCs medem as características das peças tomando o mínimo de pontos possíveis (ORREGO et al, 2000).

Figura 3.13 – Natureza da medição com uma MMC



Fonte: Silva (2011).

Por outro lado, para evitar que as decisões a respeito da escolha do critério de avaliação e da quantidade de pontos e sua distribuição sejam tomadas pelos operários de forma intuitiva e baseada na experiência, são necessários sistemas inteligentes, capazes de analisar a geometria a ser medida e decidir o algoritmo, a quantidade de pontos e a distribuição mais apropriada para a medição (WECKENMANN et al., 1995).

3.1.3.5 Erros derivados da influência das propriedades da peça a ser medida

A peça a ser medida não representa fonte de erro por si própria. Entretanto, as interações de suas características físicas e mecânicas (e suas variações) com a estratégia de medição, com o ambiente e com a própria MMC provocam uma das mais significativas fontes de erro em medição por coordenadas (ARENHART, et al., 2008).

Toda peça manufaturada é geometricamente imperfeita; nela estão presentes os efeitos das falhas do processo de sua manufatura. Quando se fixa a peça para medição na MMC, podem ocorrer outras distorções, que, juntamente com suas imperfeições geométricas e seu acabamento superficial, podem levar a uma interpretação incorreta dos resultados da medição de determinada característica. Os erros causados pelas imperfeições da peça estão diretamente relacionados com as características da estratégia de medição e, principalmente, com aqueles

aspectos, discutidos anteriormente, associados ao número de pontos tomados e à distribuição deles sobre a superfície da peça (ORREGO et al, 2000).

O peso das peças a serem medidas é um fator que deve ser levado em consideração, pois a sua localização e montagem na mesa de coordenadas podem provocar deformações (exemplo na Figura 3.14) na estrutura da máquina, cuja forma e grandeza dependem do tipo e tamanho da máquina. Assim a rigidez da mesa de coordenadas e dos elementos estruturais das máquinas é, portanto, um fator determinante da grandeza desse erro (LIMA Jr, 2003).

A estratégia de fixação pode ser uma fonte significativa de erro quando se trata de peça com forma livre pela sua própria complexidade geométrica, portanto existem propostas de fixação, denominada de fixação funcional, que simula a montagem da peça como apresentado na figura 3.14 (SILVA, 2011).

Figura 3.14 – Fixação funcional de um para-choque de carro



Fonte: Silva (2011).

3.1.3.6 Erros induzidos termicamente

Embora os efeitos térmicos em uma MMC sejam muito menores do que em máquinas-ferramenta, em razão da ausência de forças de corte e de motores potentes é importante estudar as mudanças e os gradientes de temperatura que ocorrem na MMC. A compensação, via programa computacional, dos erros geométricos torna as MMC tão precisas quanto os

instrumentos usados para levantar seus mapas de erros. O limite dessa correção é a repetitividade, cuja causa mais relevante são as mudanças de temperatura.

Mesmo que, na maioria das vezes, as MMC sejam usadas em ambientes com temperatura controlada (normalmente 20°C), a temperatura ambiente e, conseqüentemente, a temperatura da máquina e da peça a ser medida podem variar.

ORREGO et al (2000) resume as principais fontes de erros térmicos em:

- Influência do ambiente: depende da existência ou não de um sistema de controle de temperatura. A temperatura ambiente pode variar em função da presença de lâmpadas acesas, da temperatura externa e da proximidade do calor gerado por outras máquinas ou instrumentos;
- Pessoas: o calor das pessoas próximas à máquina e a manipulação desta e das peças sem o devido isolamento térmico provocam variações de temperatura na peça e na máquina;
- Memória térmica: quando ocorre uma mudança no ambiente, cada elemento de um sistema de medição necessita de um período diferente para “esquecer” as condições ambientais anteriores. Os elementos estruturais de uma MMC, suas escalas e as peças a serem medidas por ela podem ser de materiais diferentes e, portanto, possuem coeficientes de expansão térmica também diferentes. Isso significa que elas entram em equilíbrio térmico com o ambiente em intervalos de tempo diferentes, durante os quais modificam temporariamente suas respectivas geometrias;
- Calor gerado pela própria MMC: de forma geral, as MMCs geram um mínimo de calor interno. O uso de mancais aerostáticos elimina a maior parte dos atritos e os motores usados nas máquinas automatizadas não contribuem significativamente para o aumento da temperatura.

As condições ambientais razoáveis, que minimizam os efeitos térmicos presentes em uma medição com MMC são:

- temperatura média igual a 20°C;
- variação de temperatura menor que $\pm 1^\circ\text{C}$;
- gradiente de temperatura ao longo de qualquer direção menor que 2°C/m ;
- variações de temperatura no tempo que proporcionem condições quase estacionárias.

3.1.3.7 Erros no sistema computacional

Quando os pontos da superfície de uma peça a ser medida são coletados pela MMC os mesmos são processados no sistema computacional da MMC para a determinação da geometria procurada (reta, plano, esfera, cilindro, círculo, etc).

O sistema computacional presente nas MMCs pode ser composto por diferentes algoritmos baseados em diversos métodos matemáticos, tais como: método dos mínimos quadrados, método da zona mínima, etc. A escolha do algoritmo vai depender do fabricante.

A partir de estudos em 1983, o *Physikalisch Technische Bundesanstalt* (PTB) verificou que os erros presentes nas MMCs não eram apenas provenientes das partes mecânicas (hardware), mas também da qualidade do sistema computacional (software) presente na máquina. Além do PTB o NIST (*National Institute of Standards and Technology*, U.S.A.) e o NPL (*National Physical Laboratory*, U.K.), trabalham com o objetivo de analisar a performance dos sistemas computacionais presentes nas MMCs, além da ISO (*International Standard Organization*) que está desenvolvendo uma norma baseada no método dos mínimos quadrados para a verificação da performance dos sistemas computacionais presentes nas MMCs (LIMA Jr, 2007).

Tabela 3.3 – Quinze anos de evolução das máquinas de medição de coordenadas

	1980	1995
Erro máximo	$(6 + 8D) \mu m$	$(3 + 4D) \mu m$
Velocidade de medição	0.2 m / min	0.7 m / min
Velocidade de translação	5 m / min	26 m / min
Materiais utilizados	aço / granito	também alumínio
Temperatura admissível	$20^{\circ} C \pm 2^{\circ} C$	$25^{\circ} C \pm 10^{\circ} C$
Métodos de compensação de erros	por melhoramento da precisão mecânica	por <i>software</i>
Custos de produção	100	≈ 5

Fonte: Vicente (1997)

Segundo VICENTE (1997) A compensação de erros cinemáticos por técnicas de *software* proporciona uma redução de custos que alguns fabricantes consideram que pode variar entre 5% e 50%. Um fato constatado é a redução de custos de produção das MMCs que se

verificou em 15 anos (de 1980 a 1995). A tabela 3.3 mostra a evolução das MMCs em relação a esses anos.

Estudos como o de LIMA Jr (2007) visa reduzir erros nos sistemas computacionais. Neste é criado uma metodologia para implementar redes neurais artificiais com intuito de definir geometrias substitutas. Assim como os trabalhos iniciais do PTB, foram realizados testes com dados de referência (sem erros) e dados de teste (com erros), obtendo-se resultados satisfatórios.

3.1.3.8 Outros erros

A umidade, a pressão atmosférica, o sistema que fornece a energia elétrica, assim como a qualidade do ar comprimido, todos esses são fatores externos cujo comportamento também influencia o desempenho das MM3C. Em geral, para todos eles existem especificações que, se respeitadas, eliminam ou, pelo menos, diminuem em grande parte os seus efeitos sobre o desempenho das máquinas de medir (ORREGO et al, 2000).

3.1.4 Vantagens e desvantagens das MMCs

As principais vantagens que as MMCs oferecem aos processos de inspeção dos componentes manufaturados são (SOUZA e SCHNEIDER, 2000):

- Possuem alta flexibilidade, o que nos dias atuais é de extrema importância. Isto permite a inspeção de peças com geometrias complexas com redução significativa do tempo de medição reduzindo assim os custos do produto fabricado;
- Possibilitam detectar possíveis erros nas peças produzidas permitindo assim que o setor de produção seja informado destes erros, no sentido de efetuar as devidas correções no processo produtivo;
- O sistema de medição por coordenadas dispensa as operações de posicionamento físico da peça em relação ao sistema coordenado;
- A operação pode ser feita por qualquer pessoa que tenha conhecimentos básicos de metrologia, após um treinamento dado pelo fabricante quanto a utilização do sistema computacional de medição;

- Aumento da exatidão da medição, pois o sistema dispensa não somente uma grande quantidade de instrumentos de medição como também a movimentação da peça sobre a mesa metrológica, além de realizar a medição com uma pressão de contato constante. As principais desvantagens que as MMCs apresentam são (ORREGO et al, 2000):
- Elevado grau de complexidade na análise quantitativa dos erros de medição e suas respectivas fontes.

Numa comparação de custos, aspectos como investimento inicial, área de laboratório, depreciação, tempo de medição e processamento, manutenção, preparação de programas, ocupação real da máquina (volume de peças) etc. são levados em conta. Pesa a favor do investimento a vantagem para o setor produtivo (LIRA, 2015).

3.2 Redes neurais

Desde os primórdios da computação, cientistas e outros pensadores ficaram fascinados com a ideia de criar uma máquina capaz de replicar o cérebro humano. Costumava-se pensar que a analogia do cérebro humano era com um potente computador. No entanto, sabe-se agora que é muito mais complicada, a maneira como o cérebro funciona vai além de um simples computador.

Ainda não se entende completamente como a consciência surge no cérebro humano, e ainda há muito debate sobre se a consciência pode ser separada da inteligência avançada, porém a inteligência artificial não precisa ser tão complexa (ENGINEERING, 2018).

A rede neural artificial – RNA – pertence a um ramo da inteligência artificial denominado *machine learning* (aprendizagem de máquina). Elas são um sistema de técnicas de processamento de informações inspiradas na maneira em que o cérebro humano funciona, por isso o nome "rede neural" (OKOH, 2016).

As RNAs podem aprender tendências e padrões em dados e, consequentemente, podem corretamente prever tendências futuras e padrões de dados futuros. Elas são altamente aplicadas na modelagem preditiva, onde são usadas para fazer previsões de como eventos (como temperatura, população, mercado de ações, etc.) ocorrerão no futuro (OKOH, 2016).

Segundo OKOH (2016) existe um número inesgotável de aplicações para as redes neurais, alguma delas são: reconhecimento de caracteres (por exemplo, para reconhecimento de caracteres escritos à mão). No setor financeiro para previsões de indicadores econômicos, previsões de preços, detecção de fraudes, capacidade de crédito, etc. Na medicina para detecção

e avaliação de fenômenos médicos, estimativa de custos de tratamento, reconhecimento de genes, etc. nas decisões médicas (diagnóstico, prognóstico e terapia), no reconhecimento de sinais biológicos (ECG e EEG) e em imagens médicas (raio-x, ressonâncias, tomografias). Nas indústrias de manufatura, têm sido usadas para controles de qualidade e de processo.

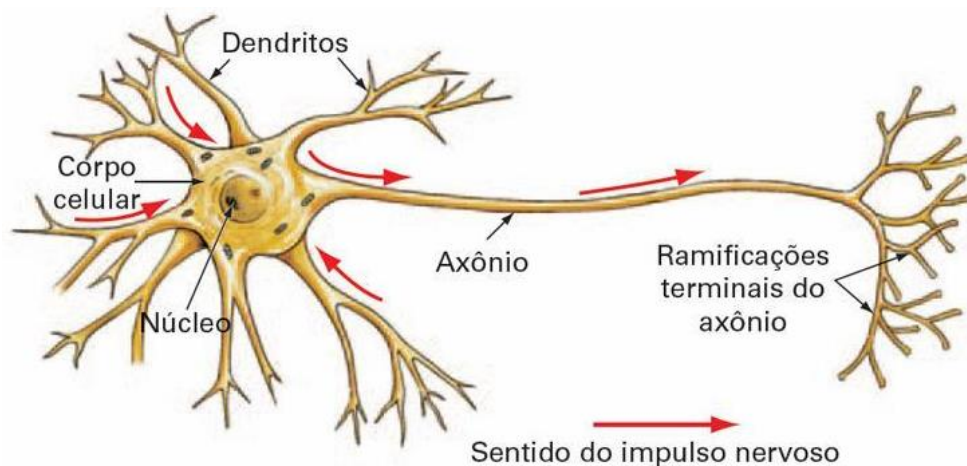
3.2.1 Rede neural biológica

Os elementos que são responsáveis pelo aprendizado são os neurônios que em conjunto formam as chamadas redes neurais que são responsáveis por quase toda atividade produzida pelos seres vivos. A memória, o controle motor, as sensações, os pensamentos, são todos governados pela complexa rede de neurônios ou células nervosas que compõem o nosso sistema nervoso que possui como características marcantes: adaptabilidade, tolerância à falhas e robustez a variações ambientais.

Sabe-se que o cérebro é composto de bilhões de neurônios, aos quais é comum atribuir as principais funções cerebrais, mas ainda há muito a ser descoberto. Existem aproximadamente 10^{11} neurônios no cérebro humano, os quais podem ser de diversos tipos.

Um neurônio típico, figura 3.15, é composto basicamente pelo corpo celular denominado de soma e diversas ramificações.

Figura 3.15 – Representação de um neurônio biológico



Fonte: site⁹ Deep Learning Book (2018).

As ramificações conhecidas como dendritos conduzem os sinais das extremidades para o corpo celular. Existem também as ramificações que geralmente são únicas, as quais são

⁹ <http://deeplearningbook.com.br/o-neuronio-biologico-e-matematico/>

denominadas de axônio e que possuem a função de transmitir o sinal do corpo celular para as suas extremidades. As extremidades do axônio são conectadas com os dendritos de outros neurônios pelas sinapses, que possuem um papel fundamental na memorização da informação (BARRETO, 2002).

3.2.2 Rede neural artificial

Os estudos envolvendo o cérebro são datados de muitos anos atrás. Porém, por meio da criação da eletrônica, foi que os homens começaram a tentar simular o cérebro e seus processos (HAYKIN, 2008).

Pode-se afirmar que os neurônios são densamente interconectados, o que resulta em uma arquitetura altamente complexa com uma capacidade computacional ainda não igualada por nenhum computador. Inspirados nesta arquitetura complexa é que diversos modelos matemáticos foram desenvolvidos para os neurônios, cada qual refletindo o conhecimento biológico sobre o funcionamento do cérebro humano disponíveis na época, surgindo então os modelos de Redes Neurais Artificiais (RNAs), mas é importante ressaltar que atualmente as RNAs estão muito distantes das redes neurais biológicas e frequentemente as semelhanças são mínimas (BARRETO, 2002 e LIMA Jr, 2007).

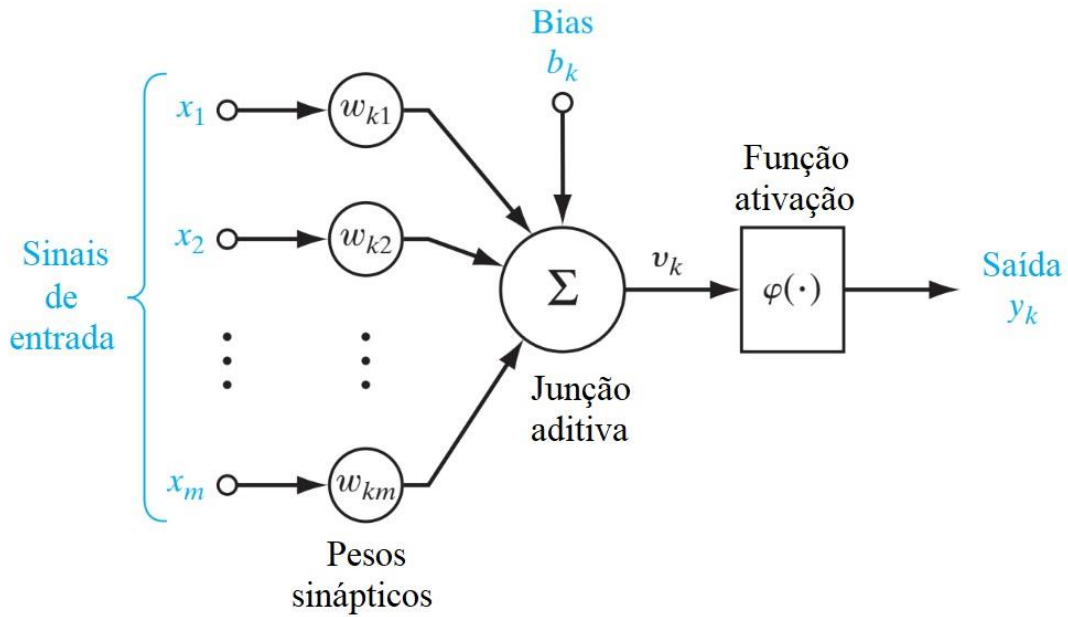
3.2.2.1 Neurônio – a unidade básica

Um neurônio é uma unidade de processamento de informações que é fundamental para a operação a RNA. O diagrama de blocos da figura 3.16 mostra o modelo de um neurônio, que forma a base para projetar uma rede neural (HAYKIN, 2008).

O neurônio é composto basicamente de três elementos (HAYKIN, 2008):

- Um conjunto de pesos: especificamente, um sinal (x_j) na entrada, conectada ao neurônio k é multiplicado pelo peso w_{kj} ;
- Um somador (Σ): que faz a soma dos sinais de entrada já ponderados;
- Uma função de ativação: que limita o intervalo permissível da amplitude do sinal de saída (y_k) a um valor fixo.

Figura 3.16 – Modelo neurônio artificial



Fonte: Haykin (2008), adaptado pelo autor.

Em termos matemáticos, um neurônio pode ser descrito através das equações 3.1 e 3.2:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} * x_j \quad (3.1)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (3.2)$$

$$v_k = u_k + b_k \quad (3.3)$$

Normalmente, a faixa de amplitude normalizada da saída de um neurônio é escrita como o intervalo unitário fechado $[0,1]$ ou, alternativamente, $[-1,1]$.

O modelo neural da figura 3.16 também inclui uma bias aplicado externamente, denotado por b_k . A bias tem o efeito de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação, dependendo se é positivo ou negativo, respectivamente.

A depender do problema, pode-se escolher diferentes tipos de funções de ativação, a figura 3.17 e 3.18, mostra diferentes tipos de função:

(a) Função limiar (Função Heaviside): Para este tipo de função, ilustrada na figura 3.17(a), tem-se:

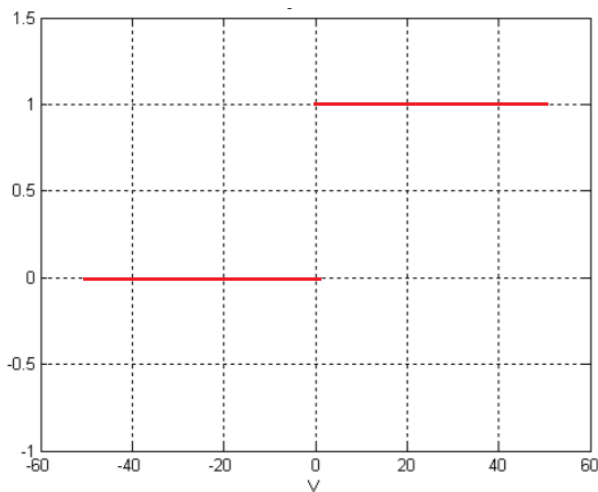
$$\eta(V) = \begin{cases} 1, & \text{se } V > 0 \\ 0, & \text{se } V \leq 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

Um neurônio com esta função de ativação é conhecido como modelo de McCullochPitts.

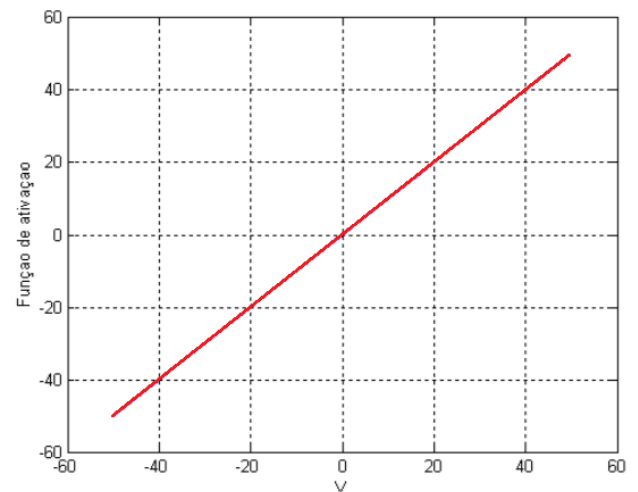
(b) Função linear: Este tipo de função é bastante utilizada na última camada das RNAs. Esta função pode ser representada matematicamente pela equação (3.5) e visualizada na figura 3.17(b).

$$y(\eta) = \eta(V) \rightarrow y = V \quad (3.5)$$

Figura 3.17 – Função de ativação limiar e linear



(a)



(b)

Fonte: adaptado de Lima Jr (2007).

(c) Função sigmoidal: A função sigmoidal é a função de ativação bastante utilizada em redes neurais artificiais. Esta função sigmoidal é também conhecida como função logística, definida por:

$$\eta(V) = \frac{1}{1 + e^{-aV}} \quad (3.6)$$

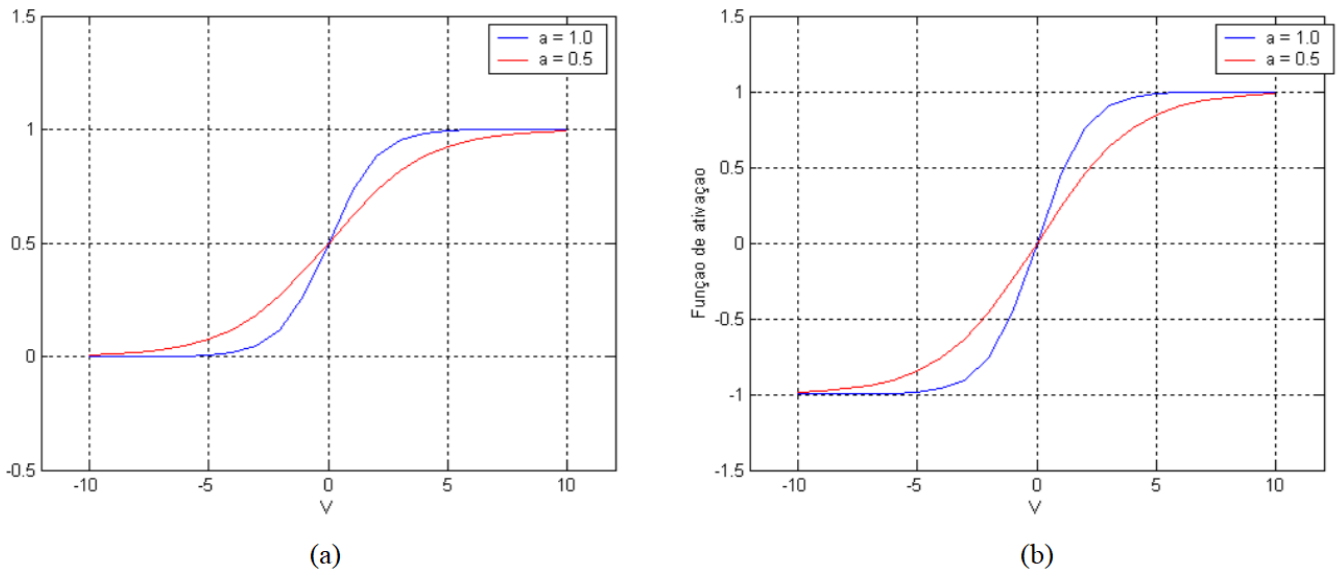
onde: a é o parâmetro de inclinação da função sigmoidal.

Variando o parâmetro a podemos obter funções sigmoidais com diferentes inclinações, como mostrado na figura 3.18(a). Esta função varia no intervalo $[0, 1]$.

(d) Função tangente hiperbólica: Em muitas situações é desejável ter-se os valores da função sigmoidal variando no intervalo $[-1, 1]$, exemplificada na figura 3.18(b). Nestas situações, esta função é apresentada de uma outra forma, sendo esta denominada de tangente hiperbólica, definida pela equação (3.7).

$$\eta(V) = \frac{1 - e^{-aV}}{1 + e^{-aV}} \quad (3.7)$$

Figura 3.18 – Função de ativação sigmoidal e tangente hiperbólica



Fonte: adaptado de Lima Jr (2007).

Combinando diversos neurônios artificiais forma-se uma rede neural artificial. HAYKIN (2008), define uma RNA como um processador paralelo distribuído de unidades de processamento simples que possuem a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para o uso. A qual se assemelha como cérebro nos seguintes aspectos:

- **Não linearidade:** é uma propriedade inerente ao neurônio, sendo extremamente importante nos casos onde o sinal (ou entrada) analisado é gerado por um dispositivo não linear, como a maioria dos sistemas na natureza;
- **Mapeamento de entradas e saídas:** aprendizagem obtida pela busca da relação existente entre os dados de entrada e saída da rede neural artificial;
- **Adaptabilidade:** uma RNA é treinada para atuar em um ambiente e pode ser facilmente adaptada para abranger a mudanças ocorridas neste ambiente;
- **Tolerância a falhas:** uma RNA é capaz de funcionar mesmo que alguns dos neurônios ou conexões sejam perdidos ou danificados. As RNAs se diferenciam quanto à composição da topologia da rede, isto é, no número de camadas e de neurônios por camada da rede RNA bem como o método de aprendizado ou treinamento utilizado, ou seja, a forma como os pesos sinápticos conseguem aprender a relação existente entre os dados de entrada e de saída da rede neural artificial.

3.2.2.2 Topologia das RNAs

A topologia de uma RNA define a maneira como os seus neurônios estão organizados. Existem vários tipos de topologias que se distinguem uma das outras em função do número de camadas e arranjos das conexões. De forma geral, as RNA são compostas por uma camada de entrada, camadas intermediárias (ou escondidas) e uma camada de saída (LIMA Jr, 2007).

MATSUNAGA (2012) descreve que as disposições (arquitetura) de uma rede é conforme a necessidade da aplicação, estando diretamente ligadas com o algoritmo de aprendizagem usado para treinar a rede. Os itens básicos que compõem a estrutura de uma rede neural são:

- Camadas intermediárias
- Quantidade de neurônios
- Função de transferência
- Algoritmo de aprendizado

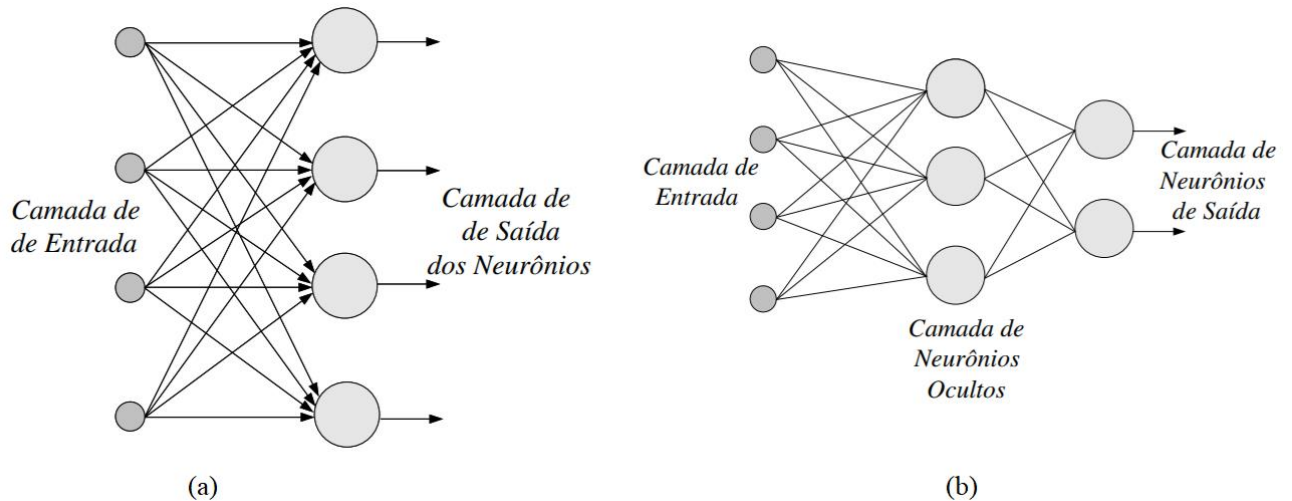
A eficiência das redes neurais se dá pela utilização de conjuntos de neurônios interligados entre si formando uma complexa estrutura de rede, onde os sinais de entrada recebidos pelos neurônios são transformados e repassados adiante, até chegarem a saída, onde obtém-se a resposta desejada, é neste processo onde a “inteligência” é formada (BRITO, 2011).

A escolha de uma topologia implica diretamente no resultado da rede, isto porque a organização dos neurônios numa RNA está diretamente relacionada ao tipo de problema a ser resolvido e é um fator decisivo na escolha do algoritmo de aprendizado.

As principais topologias de rede são:

- Propagação para frente (*feedforward*): são unidirecionais, agrupadas em camadas, podendo haver camadas ocultas, conforme figura 3.19. São mais populares por possuírem métodos de aprendizagem mais difundidos e fáceis de utilizar.

Figura 3.19 – Redes *feedforward*: (a) sem camada oculta, (b) com camada oculta



Fonte: adaptado de Matsunaga (2012).

- Recorrentes (*recurrent*): Distingue-se de uma rede de propagação para frente por ter pelo menos um laço de realimentação e o uso de mais um elemento na rede, o que implica em um impacto na capacidade de aprendizagem e desempenho da rede.

3.2.2.3 Paradigmas de aprendizagem

O principal processo de uma rede neural é a aprendizagem. É o ato de produzir um comportamento diferente por um estímulo recebido, isto ocorre devido às reações obtidas anteriormente (BRITO, 2011).

As redes neurais possuem a capacidade de aprender por exemplos. O aprendizado pode ser classificado em:

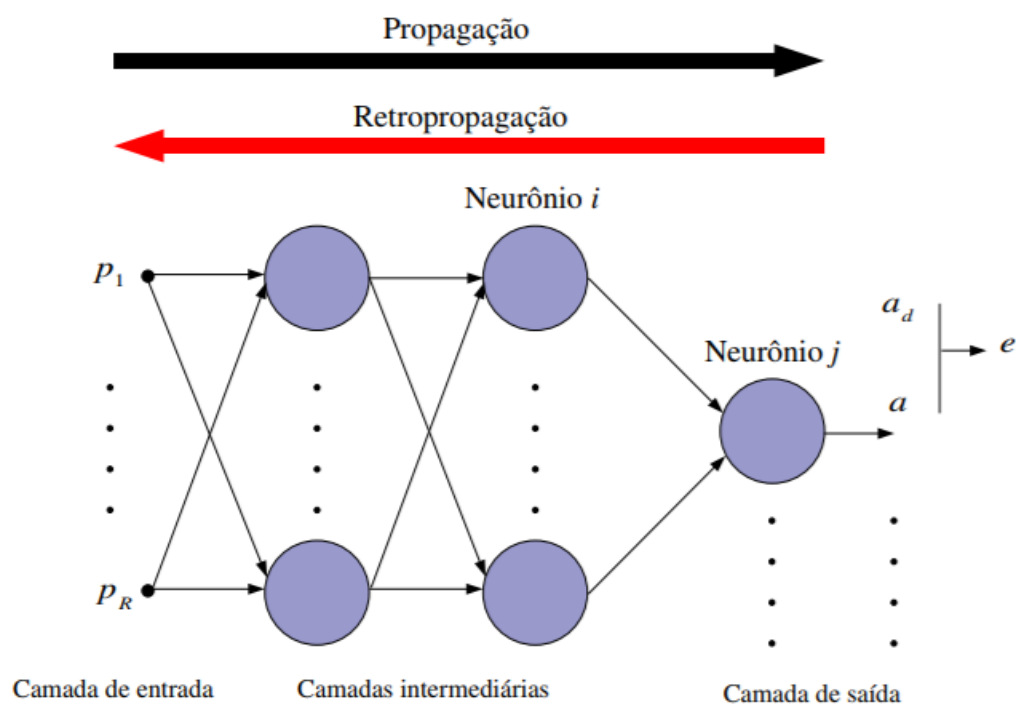
- Supervisionado

Neste caso, a rede é treinada pela presença de dados de entrada e saída desejada, e a cada iteração do treinamento da rede, a entrada produz uma saída que ao ser comparada com a saída desejada, gera uma diferença e faz com que a rede se reajuste (adaptando os pesos) até que essa diferença seja mínima ou nula.

A desvantagem deste tipo de aprendizado é que na ausência de um professor a rede não conseguirá aprender novas estratégias para situações não cobertas pelos exemplos do treinamento.

O algoritmo utilizado para o treinamento de RNAs com múltiplas camadas intermediárias é conhecido como *Generalized Delta Rule* ou *BackPropagation* (retropropagação). Este algoritmo se baseia no aprendizado supervisionado e utiliza pares (entrada, saída desejada) para, por meio do aprendizado por correção de erros ajustar os pesos. O treinamento ocorre em duas fases, em cada fase a rede percorre em um sentido. Estas duas fases são chamadas de *forward* e *backward*, conforme a figura 3.20 (onde “ a_d ” indica a saída desejada, “ a ” indica a saída obtida, “ e ” representa o erro e “ p ” representa os dados de entrada). A fase *forward* é utilizada para definir a saída da rede para um dado padrão de entrada. A fase *backward* utiliza a saída desejada e a saída fornecida pela rede para atualizar os pesos sinápticos (MARTINELLI, 1999).

Figura 3.20 – Ilustração do algoritmo *Backpropagation*



Fonte: Matsunaga (2012).

- Não-Supervisionado

Ao contrário do supervisionado, este tipo de treinamento não possui um dado de saída desejada para guiar o treinamento (as saídas da rede não são conhecidas). Não há necessidade de tutor, ou seja, é uma rede extremamente autônoma. A rede se auto-organiza identificando

subconjuntos e extraindo particularidades da amostra de entrada (SILVA, 2010). A auto-organização demonstrada nas redes não-supervisionadas, envolve, o processo de competição entre os neurônios. Muitos pesquisadores têm utilizado este tipo de rede como detector de características dada a sua capacidade de aprender e discriminar estímulos ocorrendo em partes especialmente diferentes.

3.3 Geometrias substitutas

Quando uma peça é medida por uma MMC, diversos parâmetros geométricos podem ser determinados, como: coordenada centrais de um círculo ou esfera, diâmetro de um círculo, distância entre centros de círculos, etc.

Ao iniciar a medição o usuário deverá informar para a máquina que tipo de geometria deseja medir. Esta informação é dada através das opções de menu que existem no sistema computacional presente na MMC. O sistema por sua vez irá informar quantos pontos coordenados (X,Y) no mínimo do respectivo círculo devem ser coletados para que a determinação do diâmetro seja realizada

Na maioria dos sistemas presentes nas MMCs são necessários no mínimo 4 (quatro) pontos coordenados (X,Y) para a determinação do diâmetro do círculo. Após a coleta dos pontos coordenados (X,Y) os mesmos são processados no algoritmo do sistema computacional para que seja determinado o melhor círculo que é definido pelos pontos coordenados coletados. Isto é realizado baseado nas chamadas geometrias substitutas que definem formas geométricas, tais como: distância entre pontos, reta, plano, círculo, cilindro e cone, além de suas possíveis combinações (ORREGO et al, 2000).

Os fabricantes das MMCs desenvolvem e utilizam diferentes algoritmos matemáticos para definir as geometrias substitutas (método dos mínimos quadrados, mínimo círculo circunscrito, máximo círculo inscrito etc.) e os incorporam ao sistema computacional da MMC (KRECJI, 1995).

LIMA Jr (2007) relata que a implementação dos algoritmos é um fator importante, pois a maioria dos problemas de ajustes de geometrias é do tipo não-linear. Isso obriga a usar técnicas recursivas para estabelecer os parâmetros corretos, mas tais técnicas geralmente são lentas e, portanto, muitos programadores terminam usando aproximações lineares para agilizar os cálculos, o que pode levar a resultados incorretos.

3.3.1 Geometrias medidas pela MMC

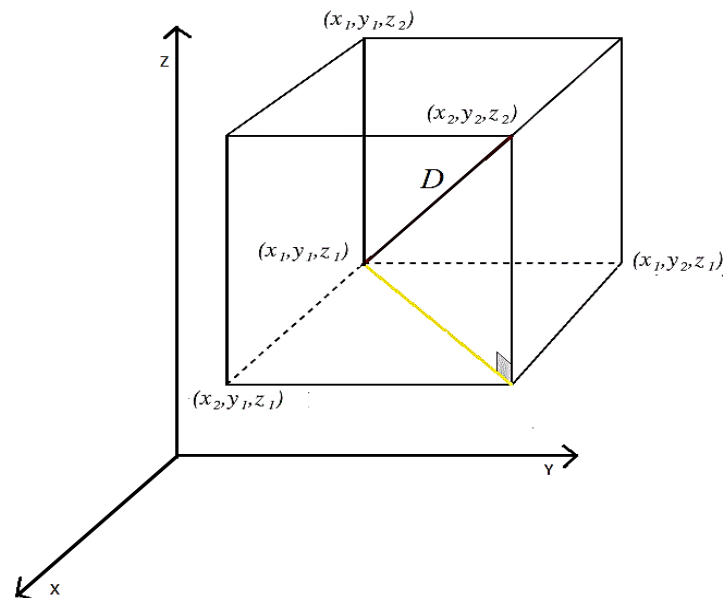
De uma forma geral os sistemas computacionais incorporados às MMCs realizam cálculos para determinar geometrias conhecidas, tais como: círculo, elipse, esfera, cilindro, cone, distância entre pontos, etc. Para ter noção de como o sistema computacional realiza a determinação da geometria substituta é necessário ter o conhecimento das equações da geometria analítica das respectivas entidades geométricas.

As entidades geométricas apresentadas serão as utilizadas no presente trabalho que são as consideradas simples, porém as MMCs são capazes de medir peças de geometria complexa, exemplo: evolvente de engrenagens, pás de turbinas, entre outros.

- a) Distância entre pontos: a distância (D) entre dois pontos no espaço tridimensional (3D) é dada pela equação (3.8) e ilustrada pela figura 3.21.

$$D = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2} \quad (3.8)$$

Figura 3.21 – Distância entre pontos no espaço 3D

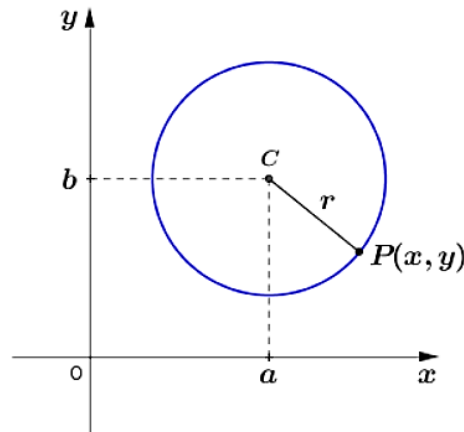


Fonte: própria do autor (2018).

- b) Circunferência: definida como o lugar geométrico de quaisquer pontos (x,y) de um plano cuja distância a um ponto fixo – centro (x_c, y_c) – é constante e não nulo, igual ao raio R , representação gráfica na figura 3.22. A equação (3.9) mostra a equação reduzida da circunferência.

$$(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2 = R^2 \quad (3.9)$$

Figura 3.22 – Circunferência no plano cartesiano

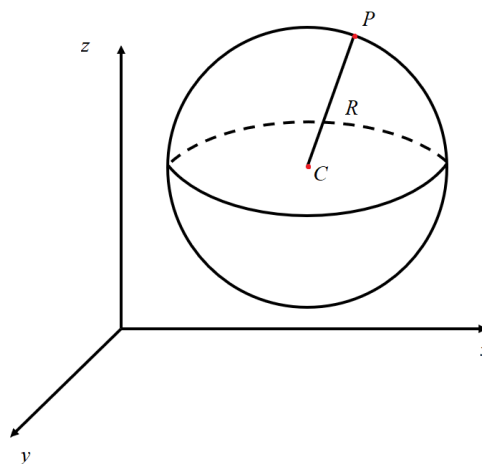


Fonte: *site Central Exatas*¹⁰ (2017).

- c) Esfera: define-se uma superfície esférica como o lugar geométrico dos pontos no espaço tridimensional (3D), cuja distância a um ponto fixo (centro) é constante, como pode ser observado na figura 3.23. A equação (3.10) mostra a equação reduzida da esfera, onde o ponto $C = (X_c, Y_c, Z_c)$ representa as coordenadas do centro da esfera e $P = (X, Y, Z)$ um ponto genérico da superfície da esfera de raio $R > 0$ (LIMA Jr, 2007).

$$(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2 + (z - z_c)^2 = R^2 \quad (3.10)$$

Figura 3.23 – Esfera no espaço tridimensional



Fonte: própria do autor (2018)

¹⁰ <http://www.centralexatas.com.br/matematica/geometria-analitica-estudo-da-circunferencia/formulas>

4 METODOLOGIA

No capítulo anterior foi realizada uma extensa revisão bibliográfica para fundamentação teórica em relação às máquinas de medição por coordenadas, como funciona a geração de geometrias substitutas e quais equações que as regem, bem como um estudo sobre redes neurais que serão aplicadas para determinação dessas geometrias. Todo este conteúdo foi essencial para desenvolvimento deste trabalho.

Para desenvolvimento desta metodologia foi utilizado o *software Matlab* versão R2015a para gerar dados teóricos ideais e teóricos ideais contendo erros para alimentação de treinamento e teste das redes criadas. A criação das redes também foi feita no *Matlab* e procedimento completo se encontra no Apêndice A.

A máquina para utilizada para obtenção das medidas reais foi a máquina de medição por coordenadas da marca Mitutoyo, modelo Crysta-Apex S 7106, figura 4.1, do Laboratório de Engenharia de Precisão (LEP) da Universidade Federal da Paraíba.

Figura 4.1 – MMC Mitutoyo Crysta-Apex S 7106



Fonte: própria do autor (2018).

A metodologia deste trabalho seguiu os seguintes passos:

- a) Geração de dados ideais de entrada e saída da rede neural;
- b) Criação e treinamento das RNAs;
- c) Geração de dados teóricos com erros simulando erros na operação de medição;
- d) Medição em MMC de padrões de furos (circunferências) e esferas:
 - 1) valores de referência da própria máquina;
 - 2) captura de pontos coordenados;
- e) Simulação dos dados obtidos pela MMC na RNA criada;
- f) Comparação de resultados.

4.1 Determinação de parâmetros das circunferências

Foram geradas diversas combinações de circunferências com coleta de 4 (quatro) pontos coordenados equidistantes para dois casos:

- a) **apenas no primeiro quadrante do plano cartesiano:** com posições de centro (x_c, y_c) variando cada uma de 0 até 100 mm com intervalo de 20 mm. Os valores de raio variavam de 10 a 150 mm com um intervalo de 20 mm. Ao todo foram 5.632 (cinco mil seiscentos e trinta e dois) combinações;
- b) **para os 4 (quatro) quadrantes do plano cartesiano:** com posições do centro (x_c, y_c) variando de cada uma de -150 a 150 mm com um intervalo de 30 mm. Os valores de raio variavam de 10 a 150 mm com um intervalo de 20 mm. Ao todo foram 10.648 (dez mil seiscentos e quarenta e oito) combinações.

As RNA desenvolvidas foram do tipo supervisionado *backpropagation* e inspirado na metodologia proposta por LIMA Jr (2007), as redes treinadas tiveram a seguinte topologia como referência inicial: 8 (oito) neurônios na camada de entrada, 30 (trinta) na camada intermediária (função de ativação tangente hiperbólica) e 2 (dois) na camada de saída (função de ativação linear). Posteriormente foram treinadas redes com quantidades de neurônios diferente para a camada intermediária. As condições de parada de treinamento foram: 1000 iterações, erro alvo igual a zero e gradiente igual a 10^{-7} .

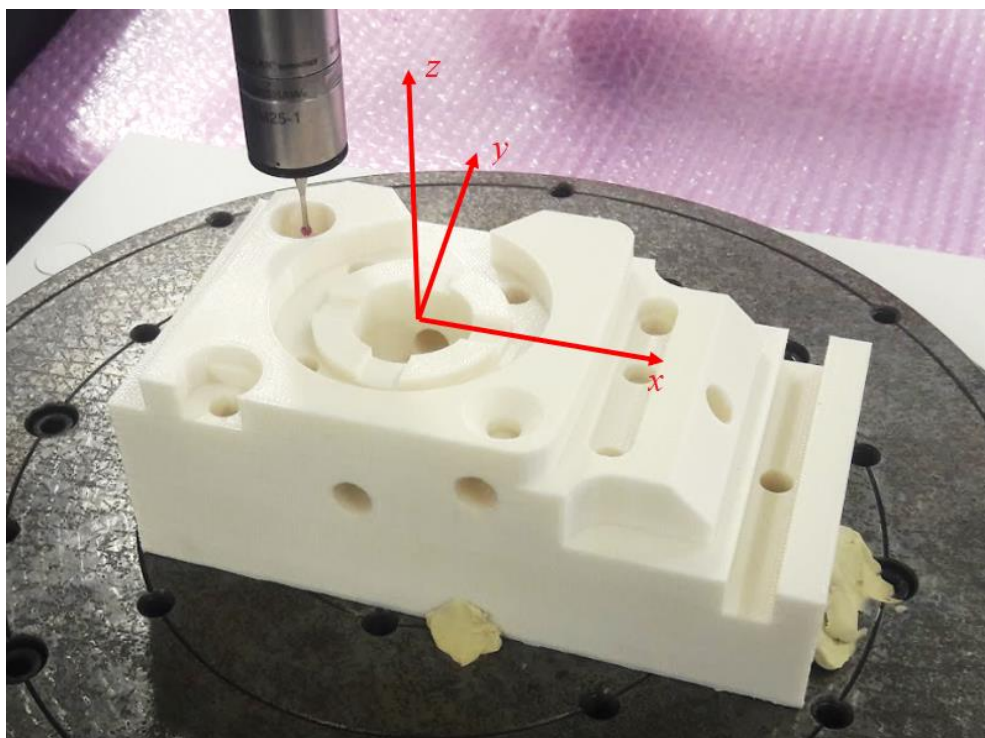
Os 8 (oito) neurônios na camada de entrada representam as 8 coordenadas dos 4 pontos coletados e os 2 (dois) na camada de saída representam as coordenadas centrais (x_c, y_c) que se pretende determinar.

Uma vez obtida a localização das coordenadas do centro da circunferência é possível determinar o valor do raio e o diâmetro do mesmo utilizando a equação reduzida da circunferência como apresentada na equação (3.9).

Para geração de circunferências simulando erros de medição foi utilizado a ideia do erro de operação que seria impossível o operador coletar pontos perfeitamente equidistantes, essas circunferências geradas se encontram na tabela 4.1.

As medições das circunferências foram realizadas em uma peça padrão contendo diversos furos. Para início de medição o objeto foi afixado em uma bancada de teste em cima da mesa metrológica e foi determinado a origem do sistema de coordenadas no centro do furo central da peça no seu plano superior conforme pode se observar na figura 4.2. Com a origem posicionada foram medidos três furos, obtendo-se três dados de referência de circunferências (coordenadas do centro e diâmetro). Da mesma forma, para cada furo, foram medidos 4 (quatro) pontos individuais, o mais equidistante possível um do outro. Dados dos três furos foram compilados, na tabela 4.2, na forma que foram utilizados como entrada para simulação na RNA.

Figura 4.2 – Peça padrão com diversos furos e sistema de coordenadas utilizado



Fonte: própria do autor (2018).

Tabela 4.1 – Dados teóricos de circunferências

		Circunferência ideal		Circunferência com erro			
		C4	C5	C4E	A.V.	C5E	A.V.
COORDENADAS	x1	-17,0000	53,4000	-17,2443	+1	52,5764	+5
	x2	-31,0000	40,6500	-30,9659	-4	43,9514	-1
	x3	-17,0000	53,4000	-16,2673	+3	53,7298	+2
	x4	-3,0000	66,1500	-3,0085	-2	62,8370	-3
	y1	49,0000	-86,5900	48,9979	+1	-24,3060	+5
	y2	35,0000	-99,3400	35,9766	-4	-33,5551	-1
	y3	21,0000	-112,0900	21,0192	+3	-43,1642	+2
	y4	35,0000	-99,3400	34,5114	-2	-34,2146	-3
REF	Xc	-17,0000	53,4000	-17,0000	-	53,4000	-
	Yc	35,0000	-33,7200	35,0000	-	-33,7200	-
	D	28,0000	18,9000	28,0000	-	18,9000	-

Fonte: própria do autor (2018).

*Todos valores em mm.

**A.V. – Ângulo variado

Tabela 4.2 – Dados de medição das circunferências

		Circunferência (real)		
		C1	C2	C3
COORDENADAS	x1	-14,9180	-45,9901	28,3427
	x2	1,6434	-37,9984	32,2850
	x3	14,7953	-28,9134	36,1485
	x4	-0,9985	-36,1884	32,1192
	y1	0,4163	26,6020	-33,0664
	y2	-14,7488	16,7161	-37,2275
	y3	0,1682	25,1631	-33,1246
	y4	14,8660	33,9246	-29,3699
REF	Xc	-0,0626	-37,4911	32,2426
	Yc	0,0326	25,3783	-33,2976
	D	29,7695	17,2736	7,8425

Fonte: própria do autor (2018).

*Todos valores em mm.

4.1 Determinação de parâmetros das esferas

Foram geradas combinações de esferas com as seguintes características:

- a) **para os 4 (quatro) quadrantes do plano cartesiano:** com posições do centro (x_c, y_c, z_c) variando de cada uma de -250 a 250 mm com um intervalo de 31,25 mm. Os valores de raio variavam de 50 a 250 mm com um intervalo de 50 mm. Ao todo foram 122.825 (cento e vinte e dois mil oitocentos e vinte e cinco) combinações.

As RNAs desenvolvidas foram do tipo supervisionado *backpropagation* com a seguinte topologia como referência inicial: 15 (quinze) neurônios na camada de entrada, 30 (trinta) na camada intermediária (função de ativação tangente hiperbólica) e 3 (três) na camada de saída (função de ativação linear). As condições de parada de treinamento foram: 1000 iterações, erro alvo igual a zero e gradiente igual a 10^{-7} .

Os 15 (quinze) neurônios na camada de entrada representam as 15 coordenadas dos 5 pontos coletados e os 3 (três) na camada de saída representam as coordenadas centrais (x_c, y_c, z_c) que se pretende determinar.

Uma vez obtida a localização das coordenadas do centro da circunferência é possível determinar o valor do raio e o diâmetro do mesmo utilizando a equação reduzida da esfera apresentada na equação (3.10).

Para geração de esferas simulando erros de medição foi utilizado a ideia do erro de operação que seria impossível o operador coletar pontos perfeitamente equidistantes, essas circunferências geradas se encontram na tabela 4.3.

Tabela 4.3 – Dados de esferas teóricos

		Esfera ideal		Esfera com erro	
		E9	E10	E9E	E10E
COORDENADAS	x1	130,0000	26,3794	125,8660	24,0317
	x2	117,0000	-25,2394	107,3391	-25,6859
	x3	104,0000	-25,2394	107,9694	-22,8917
	x4	117,0000	26,3794	126,3514	26,3794
	x5	117,0000	0,5700	117,0000	0,5700
	y1	-150,0000	-33,1906	-140,4924	-31,0394
	y2	-137,0000	-33,1906	-141,3013	-33,6450
	y3	-150,0000	-84,8094	-159,3514	-86,9606
	y4	-163,0000	-84,8094	-159,0306	-84,8094
	y5	-150,0000	-59,0000	-150,0000	-59,0000

	z1	23,0000	87,0000	23,0000	87,0000
	z2	23,0000	87,0000	23,0000	87,0000
	z3	23,0000	87,0000	23,0000	87,0000
	z4	23,0000	87,0000	23,0000	87,0000
	z5	36,0000	123,5000	36,0000	123,5000
REF	Xc	117,0000	0,5700	117,0000	0,5700
	Yc	-150,0000	-59,0000	-150,0000	-59,0000
	Zc	23,0000	87,0000	23,0000	87,0000
	D	26,0000	73,0000	26,0000	73,0000

Fonte: própria do autor (2018).

*Todos valores em mm.

As medições foram realizadas em duas esferas padrões de $R_1 = 14,9946 \text{ mm}$ e $R_1 = 9,9947 \text{ mm}$, figura 4.3 (a) e (b), respectivamente.

Figura 4.3 – Esferas padrões: (a) $R_1=14,9946 \text{ mm}$ e (b) $R_2=9,9947 \text{ mm}$



Fonte: própria do autor (2018).

Inicialmente, o sistema de coordenadas foi determinado como o centro do furo central da bancada circular de afixação no seu plano superior, conforme figura 4.4. As esferas juntamente com seus suportes foram afixadas numa bancada de teste circular com furos roscados equidistantes, permitindo obter para cada esfera 4 (quatro) medições em posições diferentes, totalizando 8 (oito) medições, conforme figura 4.5.

Figura 4.4 – Bancada circular com sistema de coordenadas utilizado



Fonte: própria do autor (2018).

Figura 4.5 – Rotação da posição para as duas esferas



Fonte: própria do autor (2018).

Da mesma forma como a circunferência, foram feitas medições de referência e posteriormente foram medidos 5 (cinco) pontos coordenados da esfera, 4 (quatro) na sua região central de forma equidistante e 1 (um) no seu topo.

Dados das 8 (oito) esferas medidas foram compilados, na tabela 4.4, na forma que foram utilizados como entrada para simulação da RNA.

Tabela 4.4 – Dados das esferas medidas

		Esferas (real)							
		E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8
COORDENADAS	x1	-2,6293	-149,6526	2,1302	149,9648	1,0087	-141,8971	9,5694	159,1335
	x2	-17,5261	-164,7400	-12,9304	134,9238	-10,2786	-159,9011	-7,6205	140,4662
	x3	-5,9097	-151,4058	0,6820	148,2734	-2,8589	-158,8004	2,1458	148,6264
	x4	11,9547	-135,1071	16,7272	164,5514	5,8740	-145,0020	11,5306	159,8642
	x5	-2,1553	-152,6070	2,9255	152,2876	-0,8227	-153,0411	3,5039	150,5400
	y1	165,0610	11,8712	-135,3092	16,7849	157,6243	4,0152	-142,8050	7,7916
	y2	150,6807	-1,9620	-150,4683	2,3052	151,6693	-0,5686	-150,1399	5,1239
	y3	135,6942	-17,7269	-164,9551	-12,8504	141,7804	-8,1548	-159,8380	-7,6289
	y4	152,8250	-2,1250	-148,3183	3,4909	151,3913	-11,6776	-153,5522	0,1990
	y5	150,2694	-2,6143	-148,9357	1,7914	150,2447	-1,5123	-149,8060	2,4496
	z1	193,2502	193,3756	193,1164	193,3964	147,2799	141,5609	142,8392	141,8613
	z2	193,2664	193,3892	193,1201	193,4078	147,3004	141,5737	142,8375	141,8679
	z3	193,2784	193,3951	193,1281	193,4175	147,2892	141,5743	142,8444	141,8711
	z4	193,2514	193,3880	193,1261	193,3977	147,2855	141,5745	142,8637	141,8682
	z5	206,2550	206,0823	206,2869	206,1639	151,0376	150,7035	151,0597	151,1197
MMC	Xc	-2,6859	-149,9262	1,9471	149,7713	-2,2304	-150,0375	2,2449	150,0732
	Yc	150,2216	-2,9602	-150,1547	1,9340	149,9682	-2,2305	-149,9718	2,2512
	Zc	191,3022	191,3440	191,4077	191,3820	141,1319	141,1350	141,1359	141,1358
	D	29,9262	29,9286	29,9098	29,9550	19,9894	19,9900	19,9890	19,9907
PEÇA	D	29,9892	29,9892	29,9892	29,9892	19,9894	19,9894	19,9894	19,9894

Fonte: própria do autor (2018).

*Todos valores em mm

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

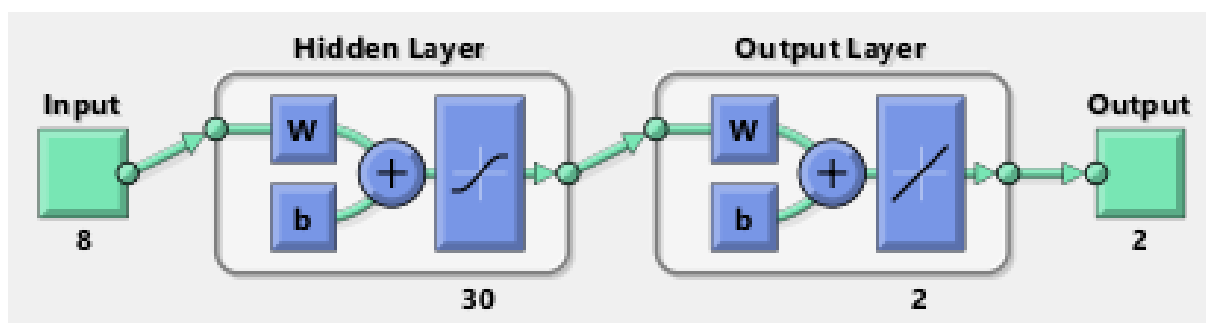
5.1 Parâmetros das circunferências

Os testes para as combinações dos dois casos propostos para dados apenas do primeiro quadrante e outro para os 4 quadrantes revelam que os resultados obtidos pela rede se mostram melhores para os dados dos 4 quadrantes.

Para camada de saída foram realizados testes com função de ativação linear e tangente hiperbólica. A que teve melhores resultados tanto para medições dentro quanto fora da área de treinamento foi a função de ativação linear, já que a tangente hiperbólica ao utilizar valores fora da área de treinamento apresentava comportamento com grandes erros, sendo limitada ao valor máximo do (x,y) utilizado no treinamento da mesma.

Após mais testes, com outras topologias, a que melhor se verificou foi a de referência inicial: 8 (oito) neurônios na camada de entrada, 30 (trinta) na camada intermediária (função de ativação tangente hiperbólica) e 2 (dois) na camada de saída (função de ativação linear), ilustrado na figura 5.1. Esta rede treinada apresentou performance de erro igual $2,21 \times 10^{-12}$ após 324 iterações.

Figura 5.1 – Representação da RNA das circunferências em blocos



Fonte: própria do autor (2018).

Na posse de todos os dados das circunferências teóricas, tabela 4.1, e os reais, tabela 4.2, forem realizadas as simulações obtendo os resultados apresentados na tabela 5.1 e 5.2, bem como erro entre as medidas e as simulações

Tabela 5.1 – Resultados da RNA para circunferências reais

		MMC	RNA	Erro**
C1	Xc	-0,0626	-0,6741	0,6115
	Yc	0,0326	0,5540	0,5214
	D	29,7695	29,7559	0,0136
C2	Xc	-37,4911	-37,0165	0,4746
	Yc	25,3783	25,6841	0,3058
	D	17,2736	17,2219	0,0517
C3	Xc	32,2426	32,0147	0,2279
	Yc	-33,2976	-32,9432	-0,3544
	D	7,8425	7,8397	0,0028

Fonte: própria do autor (2018).

*Todos valores em mm.

**Erro igual diferença resultado RNA em relação a MMC.

Tabela 5.2 – Resultados da RNA para circunferências teóricas

		MMC	RNA	Erro**
C4	Xc	-17,0000	-17,0002	0,0002
	Yc	35,0000	35,0001	0,0001
	D	28,0000	28,0000	0,0000
C4E	Xc	-17,0000	-17,9227	0,9227
	Yc	35,0000	36,7043	1,7043
	D	28,0000	28,1113	0,1113
C5	Xc	53,4000	53,4000	0,0000
	Yc	-33,7200	-33,7201	0,0001
	D	18,9000	18,9000	0,0000
C5	Xc	53,4000	52,6795	0,7205
	Yc	-33,7200	-32,7586	0,9614
	D	18,9000	18,9687	0,0687

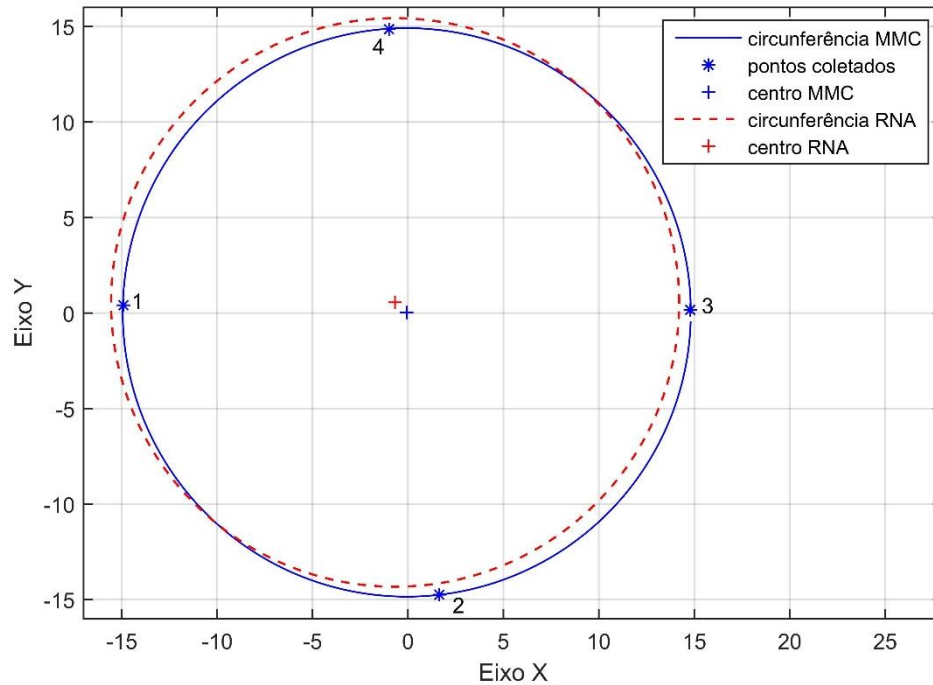
Fonte: própria do autor (2018).

*Todos valores em mm.

**Erro igual diferença resultado RNA em relação a MMC.

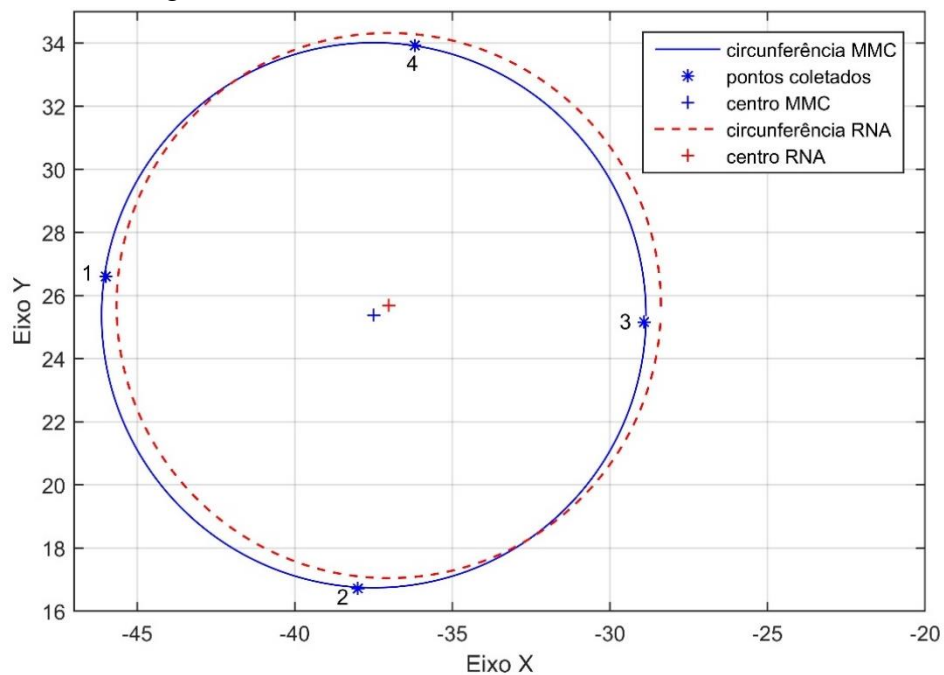
Como pode se observar pelas tabelas 5.1 e 5.2 os resultados das simulações com dados reais e os dados que possuem erros se estabeleceram na ordem de 0,1 mm, isso pode ser explicado pelos erros que se configuram durante a operação de coletas de pontos que não é de forma equidistante, representado graficamente nas figuras 5.2 a 5.6.

Figura 5.2 – Pontos coletados da circunferência C1



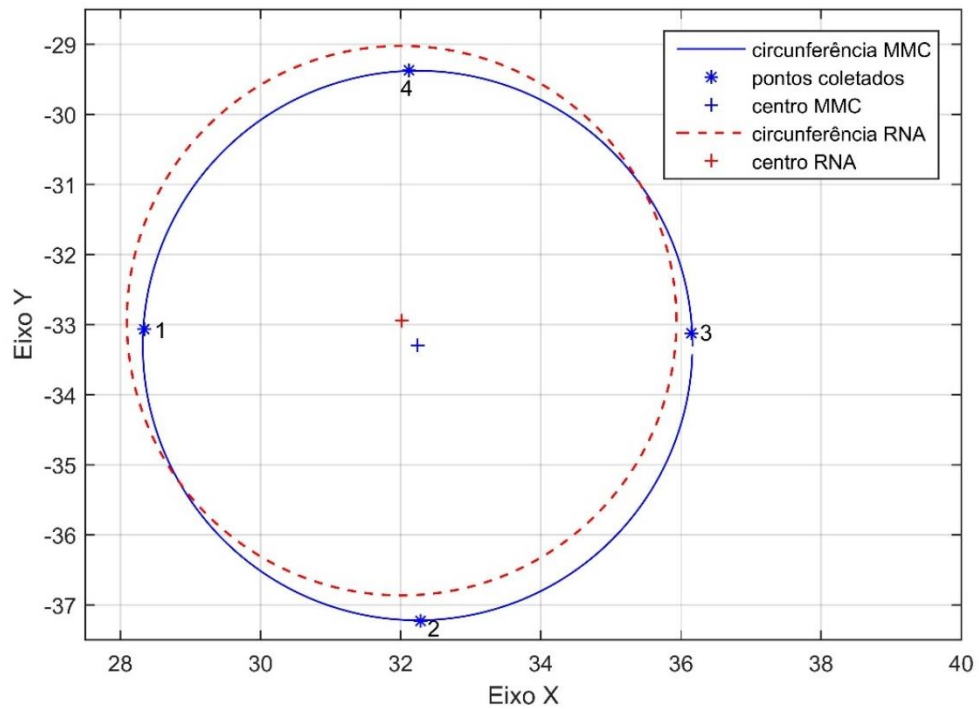
Fonte: própria do autor (2018).

Figura 5.3 – Pontos coletados da circunferência C2



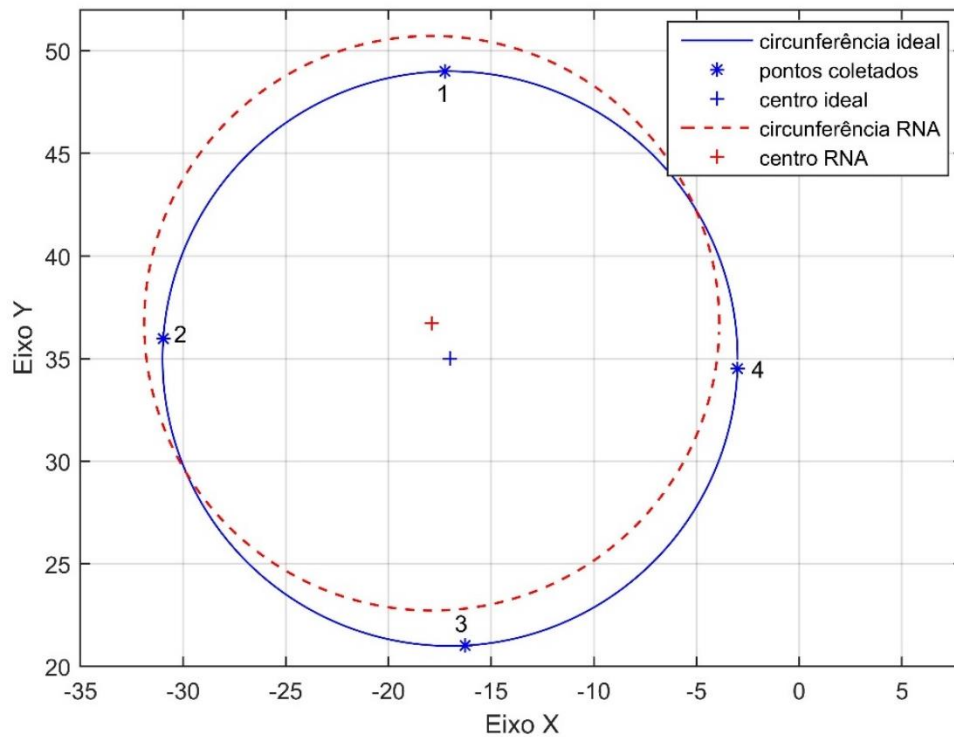
Fonte: própria do autor (2018).

Figura 5.4 – Pontos coletados da circunferência C3



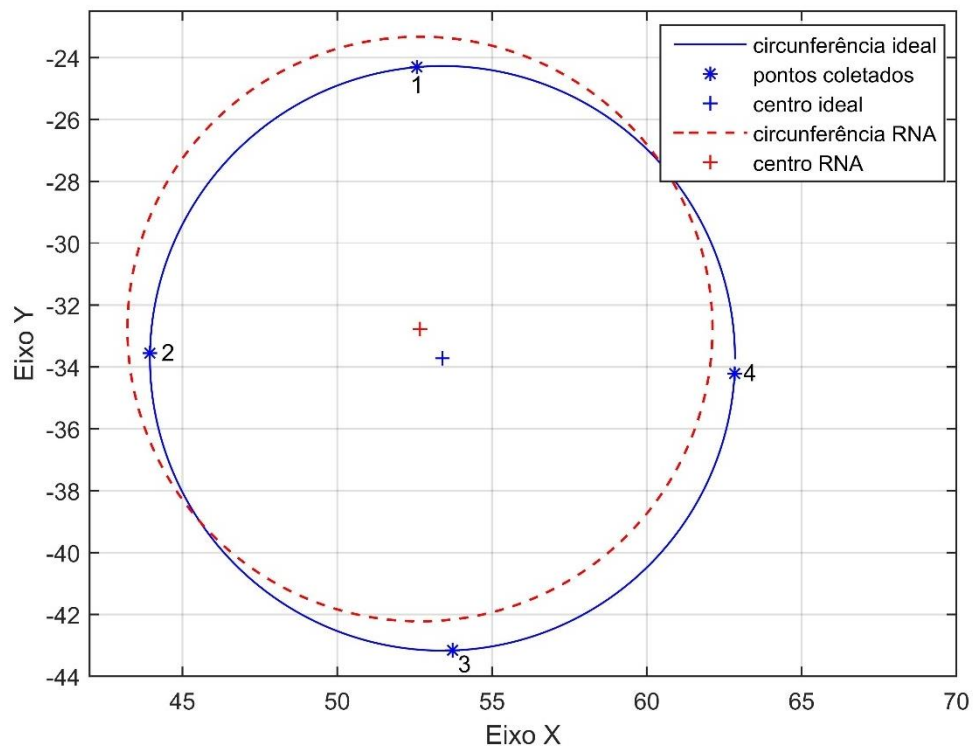
Fonte: própria do autor (2018).

Figura 5.5 – Pontos coletados da circunferência C4E (teórica com erro)



Fonte: própria do autor (2018).

Figura 5.6 – Pontos coletados da circunferência C5E (teórica com erro)

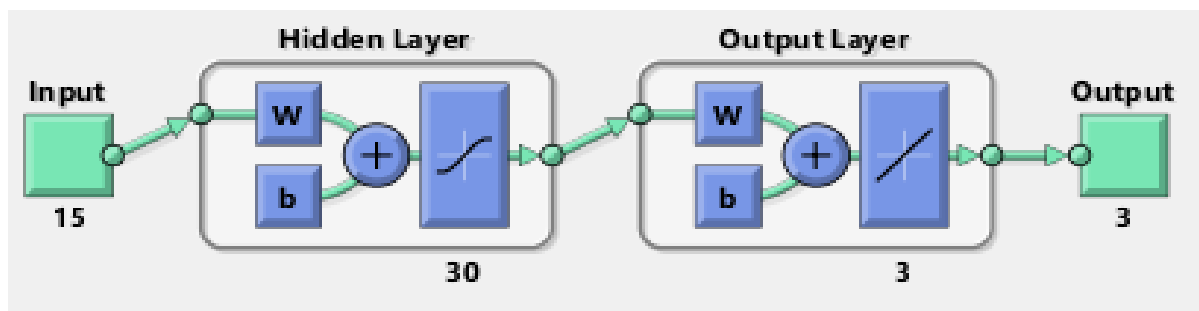


Fonte: própria do autor (2018).

5.1 Parâmetros das esferas

Após testes a topologia que melhor se verificou foi: 15 (quinze) neurônios na camada de entrada, 30 (trinta) na camada intermediária (função de ativação tangente hiperbólica) e 3 (três) na camada de saída (função de ativação linear), ilustrado na figura 5.3. Esta rede treinada apresentou performance de erro igual $2,89 \times 10^{-11}$ após 342 iterações.

Figura 5.7 – Representação da RNA das esferas em blocos



Fonte: própria do autor (2018).

Na posse de todos os dados das circunferências teóricas, tabela 4.3, e os reais, tabela 4.4, foram realizadas as simulações obtendo os resultados apresentados na tabela 5.3 e 5.4, bem como erro entre as medidas e as simulações.

Tabela 5.3 – Resultados da RNA esferas reais

		Esfera padrão	MMC	Erro (MMC)	RNA	Erro (RNA)
E1	Xc	-	-2,6859	-	0,3093	2,9952
	Yc	-	150,2216	-	150,3506	0,1290
	Zc	-	191,3022	-	194,4569	3,1547
	D	29,9892	29,9262	0,0630	29,1647	0,7615
		Esfera padrão	MMC	Erro (MMC)	RNA	Erro (RNA)
E2	Xc	-	-149,9262	-	-150,0817	0,1555
	Yc	-	-2,9602	-	-5,0021	2,0419
	Zc	-	191,3440	-	191,3420	0,0020
	D	29,9892	29,9286	0,0606	30,2389	0,2497
		Esfera padrão	MMC	Erro (MMC)	RNA	Erro (RNA)
E3	Xc	-	1,9471	-	3,9744	2,0273
	Yc	-	-150,1547	-	-147,2019	2,9528
	Zc	-	191,4077	-	194,7055	3,2978
	D	29,9892	29,9098	0,0794	28,8841	1,0257
		Esfera padrão	MMC	Erro (MMC)	RNA	Erro (RNA)
E4	Xc	-	149,7713	-	151,8597	2,0884
	Yc	-	1,9340	-	3,8568	1,9228
	Zc	-	191,3820	-	196,1204	4,7384
	D	29,9892	29,9550	0,0342	28,4470	1,5080
		Esfera padrão	MMC	Erro (MMC)	RNA	Erro (RNA)
E5	Xc	-	-2,2304	-	0,2139	2,4443
	Yc	-	149,9682	-	150,9310	0,9628
	Zc	-	141,1319	-	150,2807	9,1488
	D	19,9894	19,9894	0,0000	14,5168	5,4726
		Esfera padrão	MMC	Erro (MMC)	RNA	Erro (RNA)
E6	Xc	-	-150,0375	-	-153,5801	3,5426
	Yc	-	-2,2305	-	1,3771	3,6076
	Zc	-	141,1350	-	140,3574	0,7776
	D	19,9894	19,9900	0,0006	22,4485	2,4591
		Esfera padrão	MMC	Erro (MMC)	RNA	Erro (RNA)
E7	Xc	-	2,2449	-	2,7360	0,4911
	Yc	-	-149,9718	-	-147,8846	2,0872
	Zc	-	141,1359	-	145,9266	4,7907
	D	19,9894	19,9890	0,0004	19,5568	0,4322

		Esfera padrão	MMC	Erro (MMC)	RNA	Erro (RNA)
E8	Xc	-	150,0732	-	152,4188	2,3456
	Yc	-	2,2512	-	3,6926	1,4414
	Zc	-	141,1358	-	144,9927	3,8569
	D	19,9894	19,9907	0,0013	19,4285	0,5622

Fonte: própria do autor (2018).

*Todos valores em mm.

**Erro (MMC) é igual a diferença do diâmetro calculado pela MMC e a esfera padrão

Erro (RNA) é igual a diferença entre os resultados da MMC e a RNA

Tabela 5.4 – Resultados da RNA para esferas teóricas

		REF	RNA	Erro (RNA)
E9	Xc	117,0000	116,9992	0,0008
	Yc	-150,0000	-150,0008	0,0008
	Zc	23,0000	23,0024	0,0024
	D	26,0000	25,9990	0,0010
		MMC	RNA	Erro (RNA)
E9E	Xc	117,0000	116,8177	0,1823
	Yc	-150,0000	-149,8521	0,1479
	Zc	23,0000	23,0203	0,0203
	D	26,0000	25,9926	0,0074
		MMC	RNA	Erro (RNA)
E10	Xc	0,5700	0,5708	0,0008
	Yc	-59,0000	-59,0012	0,0012
	Zc	87,0000	86,9991	0,0009
	D	73,0000	73,0004	0,0004
		MMC	RNA	Erro (RNA)
E10E	Xc	0,5700	-0,6408	0,0708
	Yc	-59,0000	-59,6242	0,6242
	Zc	87,0000	87,7641	0,7641
	D	73,0000	72,7299	0,2701

Fonte: própria do autor (2018).

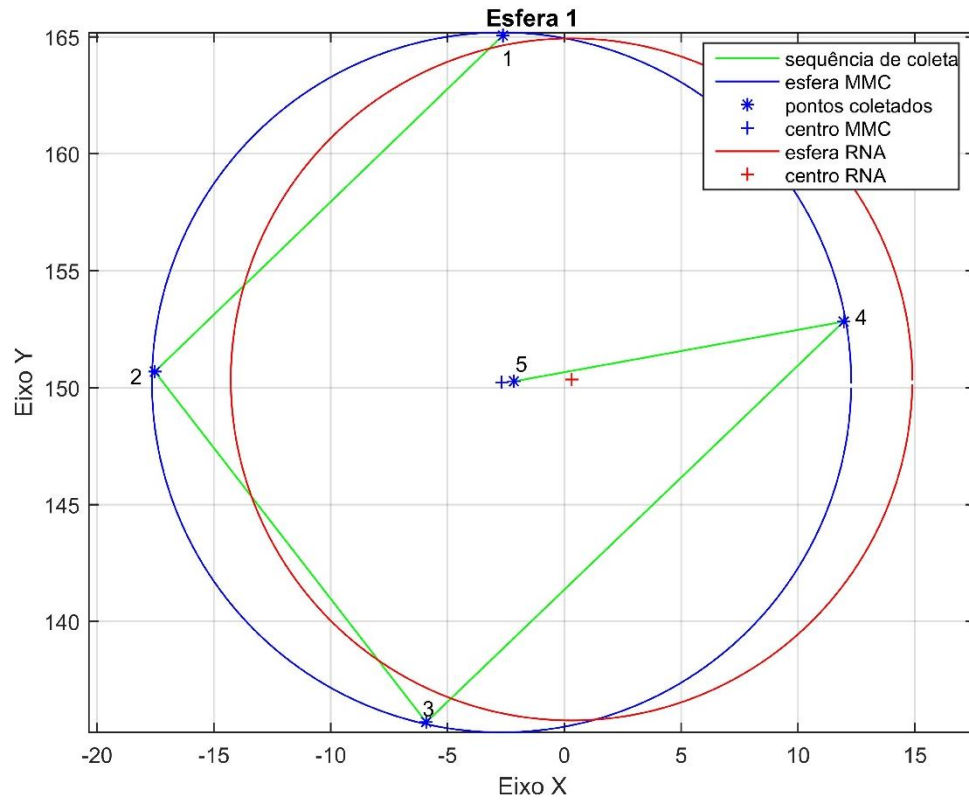
*Todos valores em mm.

**Erro (MMC) é igual a diferença do diâmetro calculado pela MMC e a esfera padrão

Erro (RNA) é igual a diferença entre os resultados da MMC e a RNA

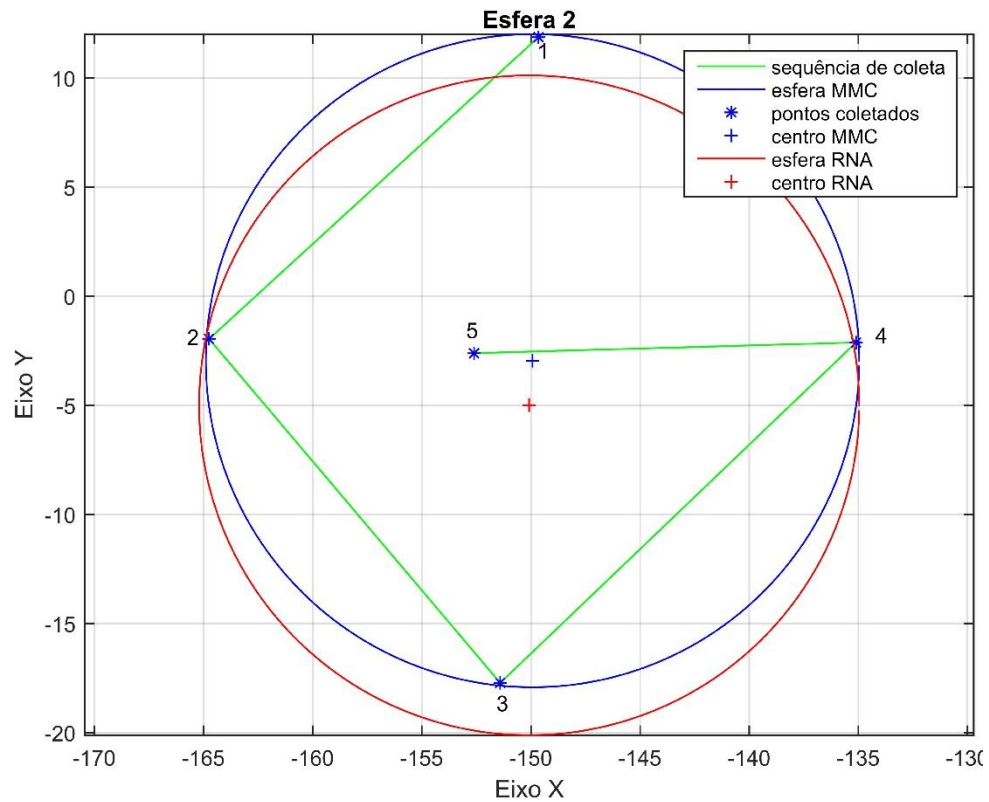
Como pode se observar pelas tabelas 5.3 e 5.4, os resultados das simulações com dados reais e os dados que possuem erros seguem o mesmo princípio das circunferências, ocorrem pela impossibilidade de medir os pontos de forma equidistante pelo controle manual, conforme segue as figuras 5.8 a 5.17, que representam as esferas de uma vista superior do plano xy.

Figura 5.8 – Pontos coletados da esfera E1



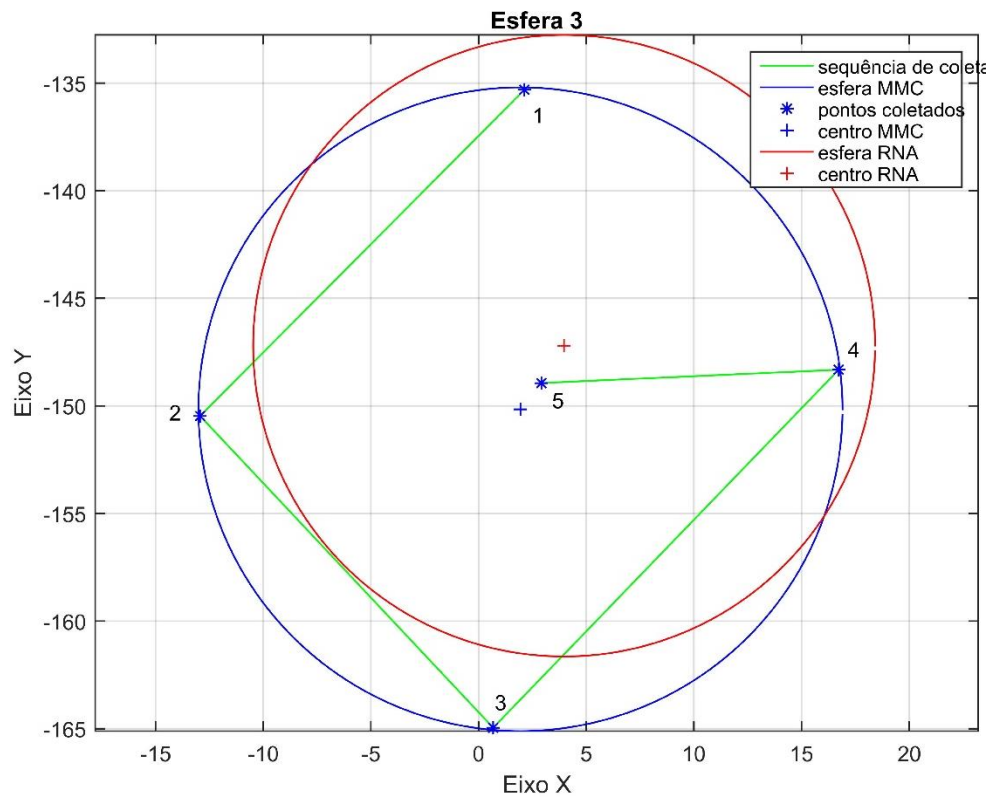
Fonte: própria do autor (2018).

Figura 5.9 – Pontos coletados da esfera E2



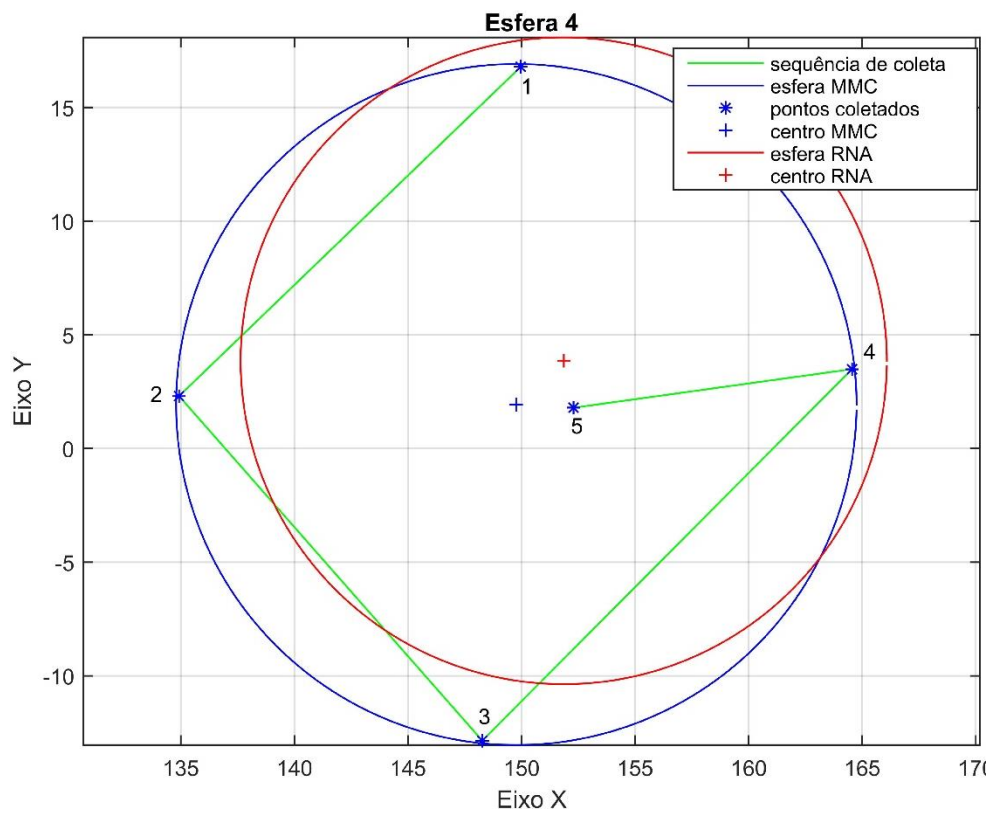
Fonte: própria do autor (2018).

Figura 5.10 – Pontos coletados da esfera E3



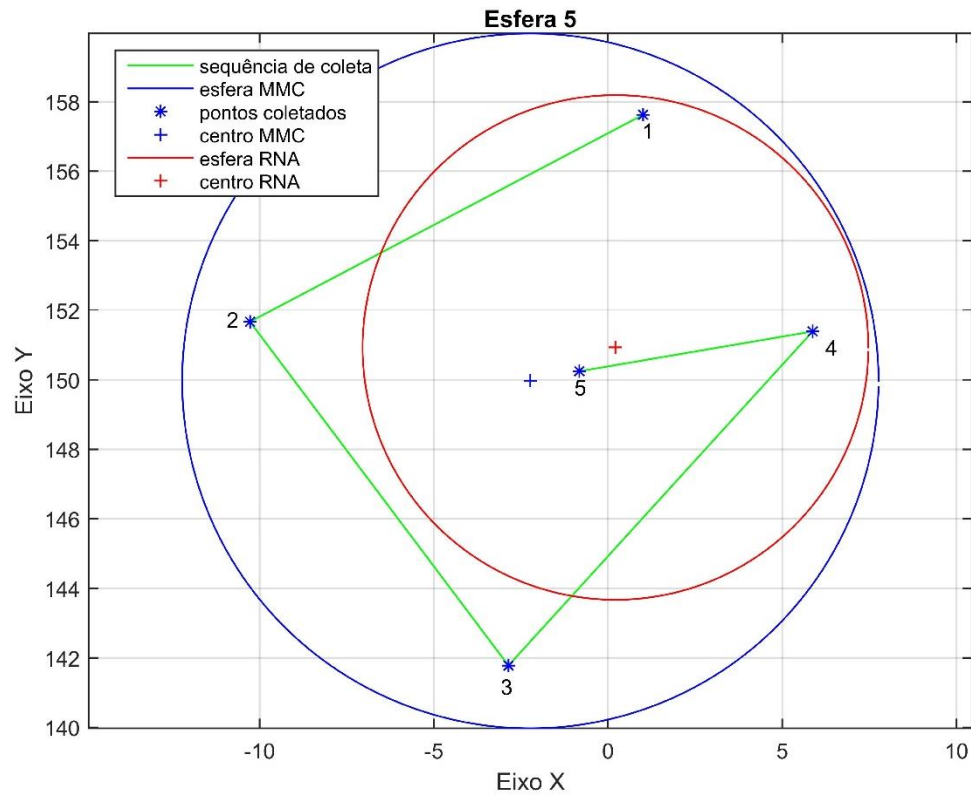
Fonte: própria do autor (2018).

Figura 5.11 – Pontos coletados da esfera E4



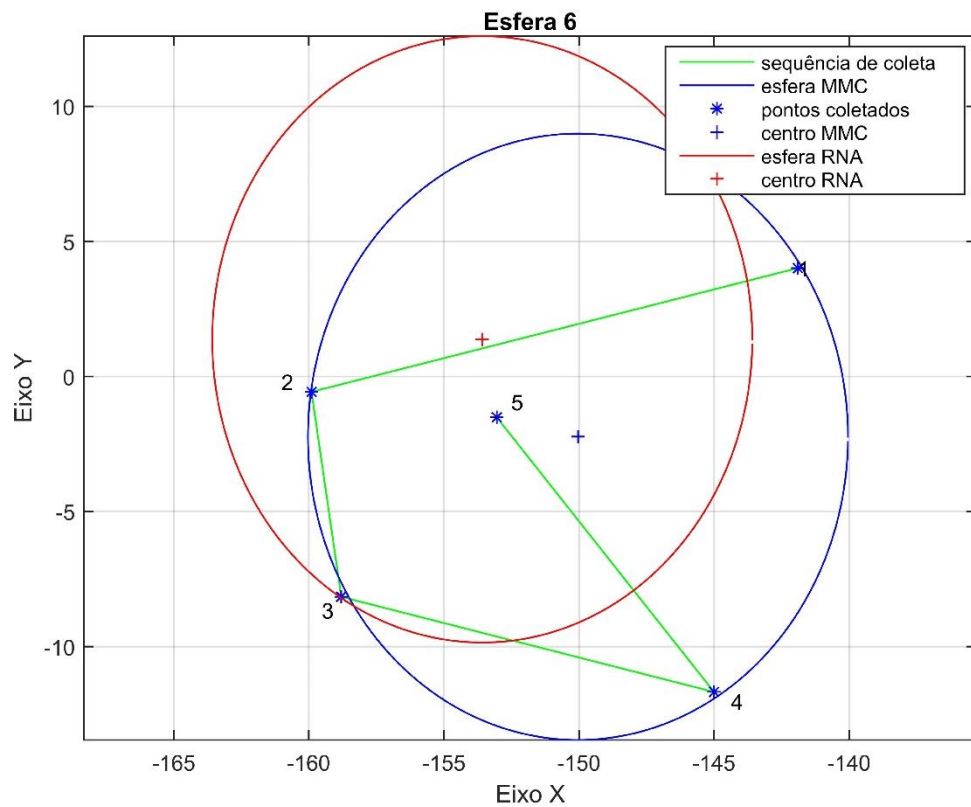
Fonte: própria do autor (2018).

Figura 5.12 – Pontos coletados da esfera E5



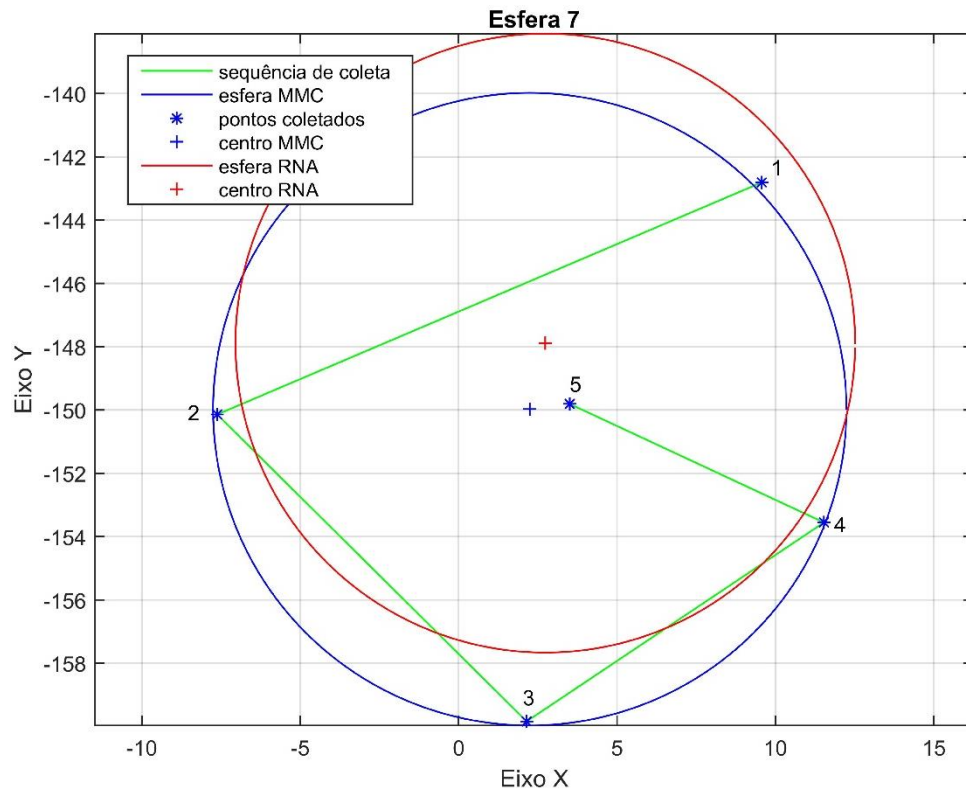
Fonte: própria do autor (2018).

Figura 5.13 – Pontos coletados da esfera E6



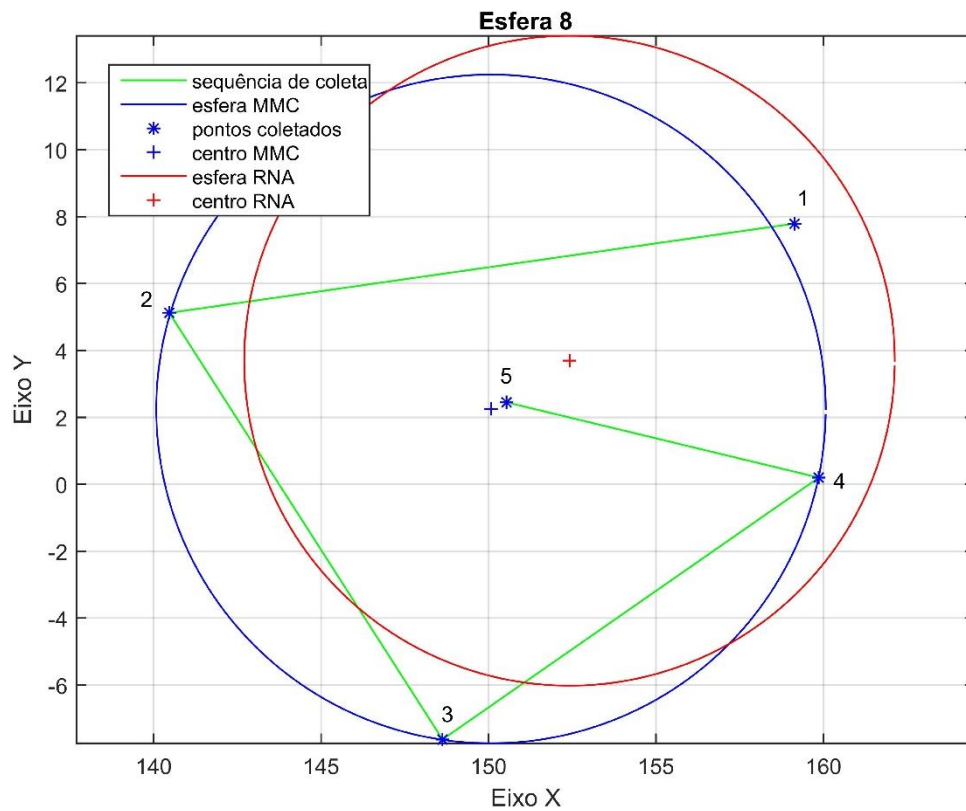
Fonte: própria do autor (2018).

Figura 5.14 – Pontos coletados da esfera E7



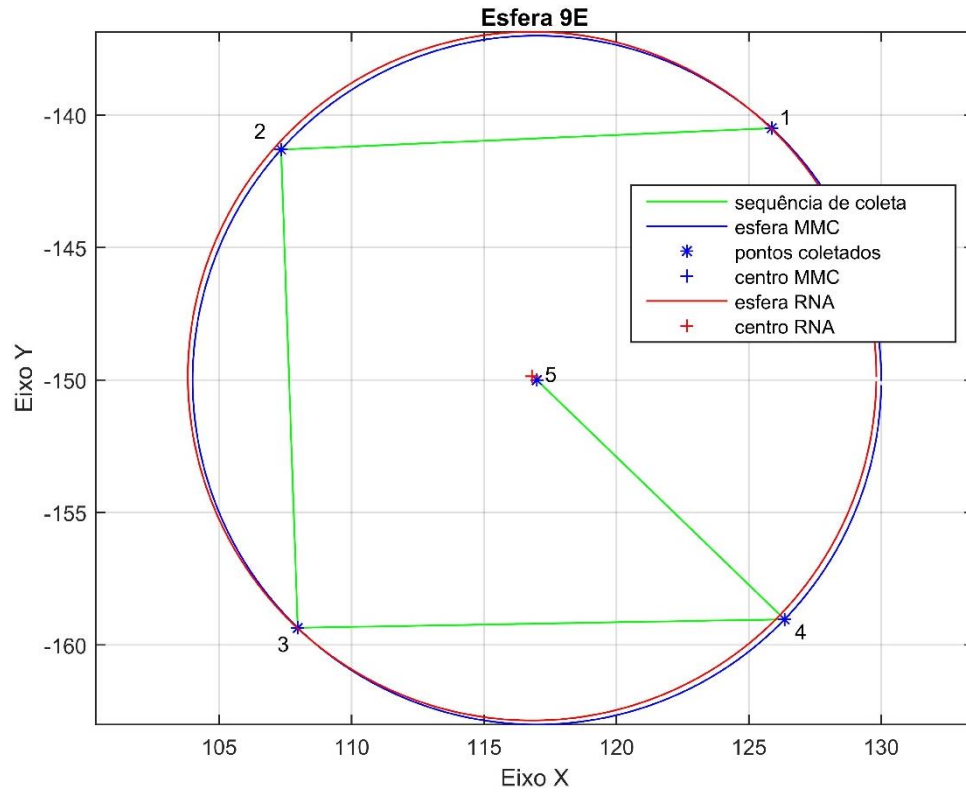
Fonte: própria do autor (2018).

Figura 5.15 – Pontos coletados da esfera E8



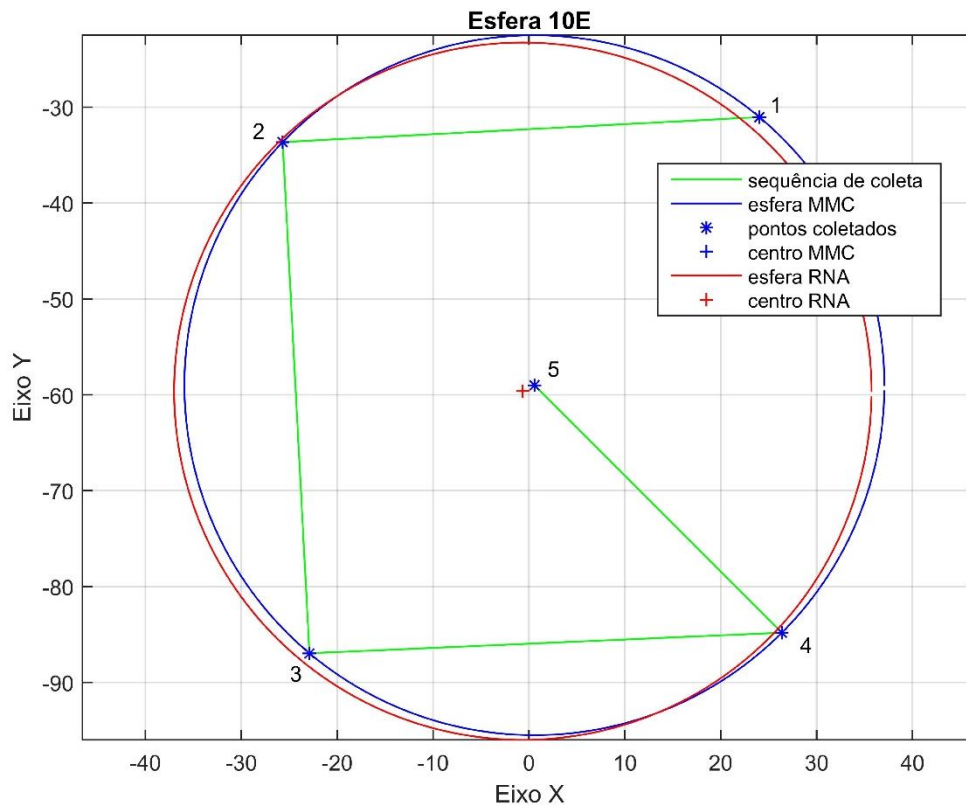
Fonte: própria do autor (2018).

Figura 5.16 – Pontos coletados da esfera E9E (teórica com erro)



Fonte: própria do autor (2018).

Figura 5.17 – Pontos coletados da esfera E10E (teórica com erro)



Fonte: própria do autor (2018).

6 CONCLUSÃO

O estudo proposto permite verificar algumas vantagens e limitações da técnica de aplicar redes neurais artificiais para determinar geometrias substitutas.

As redes para dados teóricos ideais se comporta perfeitamente dentro e fora da área de treinamento com resultados satisfatórios de erros na ordem de 0,0001 mm, porém quando é aplicada a dados que possuem erros em relação ao método de treinamento da rede, sendo eles teóricos com erros ou a partir de medições reais, constata-se um erro drástico nos resultados.

A rede das circunferências foi capaz de obter resultados para as coordenadas centrais com erros na ordem de 0,1 mm e para o diâmetro na ordem de 0,001 a 0,01 mm. A rede para as esferas não apresentou resultados satisfatórios chegando a erros nas coordenadas centrais da ordem de 1 mm e para o diâmetro na ordem de 10 mm.

Para ambos os casos mencionados acima dos erros obtidos, foi possível constatar que se devem ao fato da impossibilidade da captura de forma equidistante, como foi a proposta do trabalho, pois não é possível a operação do *joystick* de forma perfeita. Assim, constatou-se que as redes neurais treinadas para análise das medidas obtidas para este trabalho possuem desvantagem em relação ao método de determinação das geometrias substitutas próprio da máquina, como o método dos mínimos quadrados, porém acredita-se que uma possível solução para a melhora dos resultados seja a realização de novos treinamentos das redes neurais com dados que possuam mais variabilidade em relação às posições de captura, não se limitando a apenas pontos equidistantes.

Através deste trabalho foi possível cumprir os objetivos especificados no capítulo 2, bem como também serve como fonte de inspiração e impulso para próximos trabalhos continuando este tema. As sugestões para trabalhos futuros se encontram no capítulo seguinte.

7 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

- a) Realizar testes com RNAs com mais de uma camada intermediária;
- b) Realizar treinamento de RNAs com dados simulando erros de operação que não consigam obter pontos equidistantes;
- c) Realizar treinamento de RNAs e medições em MMC para outras formas geométricas: simples e complexas;
- d) Criar ambiente de interface virtual para usuário da rede neural;
- e) Utilizar outras linguagens de programação para criação das redes neurais artificiais, como por exemplo a linguagem *Python*.

REFERÊNCIAS

ADOLF, S. **Optical Measurement Techniques for multi-dimensional measurement of Cultural Heritage**. Electronic Visualization and the Arts, 2011.

ALBERTAZZI, Armando, SOUSA, André de. **Fundamentos de Metrologia Científica e Industrial**. Manole, 2008.

ARENHART, F. A. **Desempenho Metrológico de Máquinas de Medição por Coordenadas no Âmbito Industrial Brasileiro**. Monografia (Curso de Graduação em Engenharia Mecânica), UFSC, Florianópolis, SC, Brasil, 2007.

BARRETO, J. M.; **Introdução às Redes Neurais Artificiais**. UFSC, Florianópolis, SC, Brasil, 2002.

BOSCH, J.A. **Coordinate Measuring Machines and Systems**. New York: Marcel Dekker, Inc., 1995.

BRITO BISNETO, Cândido Régis de. **Reconhecimento de objetos utilizando redes neurais artificiais e geometria fractal**. Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional e tecnologia Industrial), Faculdade de Tecnologia Senai – CIMATEC, 2011.

CURRAN, E., PHELAN, P. **Quick check error verification of coordinate measuring machines**. J. Mater. Proc. Technol, 2004.

DOBOSZ, M. and WOZNIAK, A. **CMM Touch Trigger Probes Testing Using a Reference Axis**. Precision Engineering, 2005 .

HAYKIN, S. **Neural Networks and Learning Machines**, ed. 3, PEARSON, 2008.

INMETRO. **Vocabulário Internacional de termos fundamentais e gerais de Metrologia**. Portaria INMETRO nº029. 5. ed. Ed. SENAI, Rio de Janeiro, 2007.

ENGINEERING, Interesting. **How Artificial Intelligence Has Impacted Engineering**. Disponível em: < <https://interestingengineering.com/how-artificial-intelligence-has-impacted-engineering>>. Acesso em: maio de 2018.

LIMA Jr, J. C. **Determinação de planeza de superfícies metrológicas assistida por computador**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica), Centro de Tecnologia, UFPB, João Pessoa, 2003.

LIMA Jr, J. C. **Aplicação de Redes Neurais Artificiais para Determinar Parâmetros de Geometrias Substitutas em MMCs**. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica), Centro de Tecnologia, UFPB, João Pessoa, 2007.

LIRA, Francisco de. **Metrologia Dimensional - Técnicas de Medição e Instrumentos para Controle e Fabricação Industrial**. Érica, 2015.

OKOH, Daniel. **Computer Neural Networks on Matlab**. Anyigba, Nigeria, 2016.

MARTINELLI, E. **Extração de Conhecimento de Redes Neurais Artificiais**. Dissertação de mestrado apresentada ao Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação da Universidade de São Paulo, 1999.

MATSUNAGA, V. Y.; **Curso de Redes Neurais Utilizando o MatLab**. Belém, PA, Brasil, 2012.

NORONHA, J. L. **Aplicação da Máquina de Medir por Coordenadas na Calibração de Medidas Materializadas**. Tese de Doutorado apresentada a Universidade Federal de Santa Catarina, 2003.

OLIVEIRA, A. L. e SOUZA, A. R. **Validação de Processo de Medição por Coordenadas em Processos de Controle de Qualidade**. Congresso Brasileiro de Metrologia, Recife, Pernambuco, Brasil, 2003.

ORREGO, R. M. M., DI GIACOMO, B. e ABACKERLI, A. J. **Fontes de Erros em Metrologia a Três Coordenadas: Considerações Gerais**. Revista de Ciência e Tecnologia, 2000.

ROLIM, T. L. **Sistemática Indicadora de Método para Calibração de Máquina de Medição por Coordenadas**. Tese apresentada a Universidade Federal da Paraíba, 2003.

SANTOS, Fabiano dos, FERREIRA, Silvimar Fábio. **Geometria Analítica**. ArtMed, 2009.

SILVA, Esly César Marinho da. **Aplicação de NURBS em MMCs, com apalpador touch trigger, para escaneamento de superfícies de formas livre e geometrias complexas**. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica), Centro de Tecnologia, UFPB, João Pessoa, 2011.

SILVA, J. B. A & BURDEKIN, M. **A modular space frame for assessing the performance of coordinate measuring machines (CMMs)**. Journal of the International Societies for Precision Engineering and Nanotechnology, 2002.

SOUZA, A. R. e SCHNEIDER, C. A. **Qualificação Geométrica da Máquina Ajuda na Melhoria Dimensional das Peças**. Maquinas e Metais, 2000.

VICENTE, Manuel A. F. **Estimação dos Erros de uma Máquina Estacionária de Medição de Coordenadas**. Coimbra, 1997.

WECKENMANN, A. et al. **Functionality-oriented evaluation and sampling strategy in coordinate metrology**. Precision Engineering, 17: 244-252, 1995.

APÊNDICE A

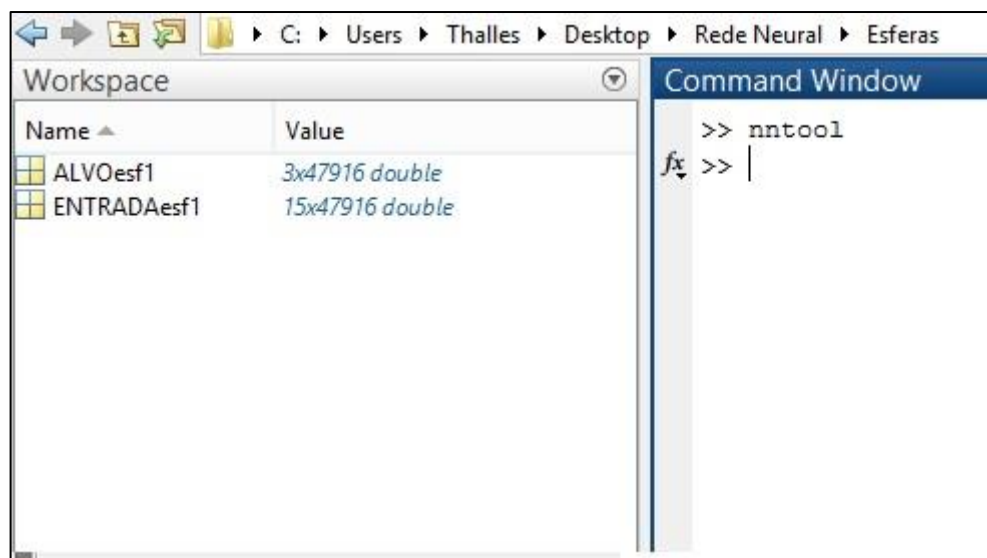
Procedimento para treinamento utilizando *toolbox* do *Matlab*

As redes neurais artificiais deste trabalho foram desenvolvidas no *software Matlab*. Utilizando o toolbox de redes neurais artificiais, que é aberto com comando “*nntool*” uma janela de gerenciamento de rede/dados, possibilitando a importação, criação, uso e exportação das redes neurais e dados criados (MATHWORKS, 2018), figura A.1 e A.2.

O tipo de aprendizado para todas as redes foi o supervisionado por *backpropagation*, já que para ambos os casos da circunferência e esferas tem-se os dados de entradas que são os pontos coordenados da entidade geométrica e os dados de saída que são suas coordenadas de centro. Uma vez que se possui os dados de entrada e o alvo desejado, a rede é treinada para que se obtenha o menor erro possível a cada iteração durante o treinamento.

a) Carregar dados no *workspace*, figura A.1.

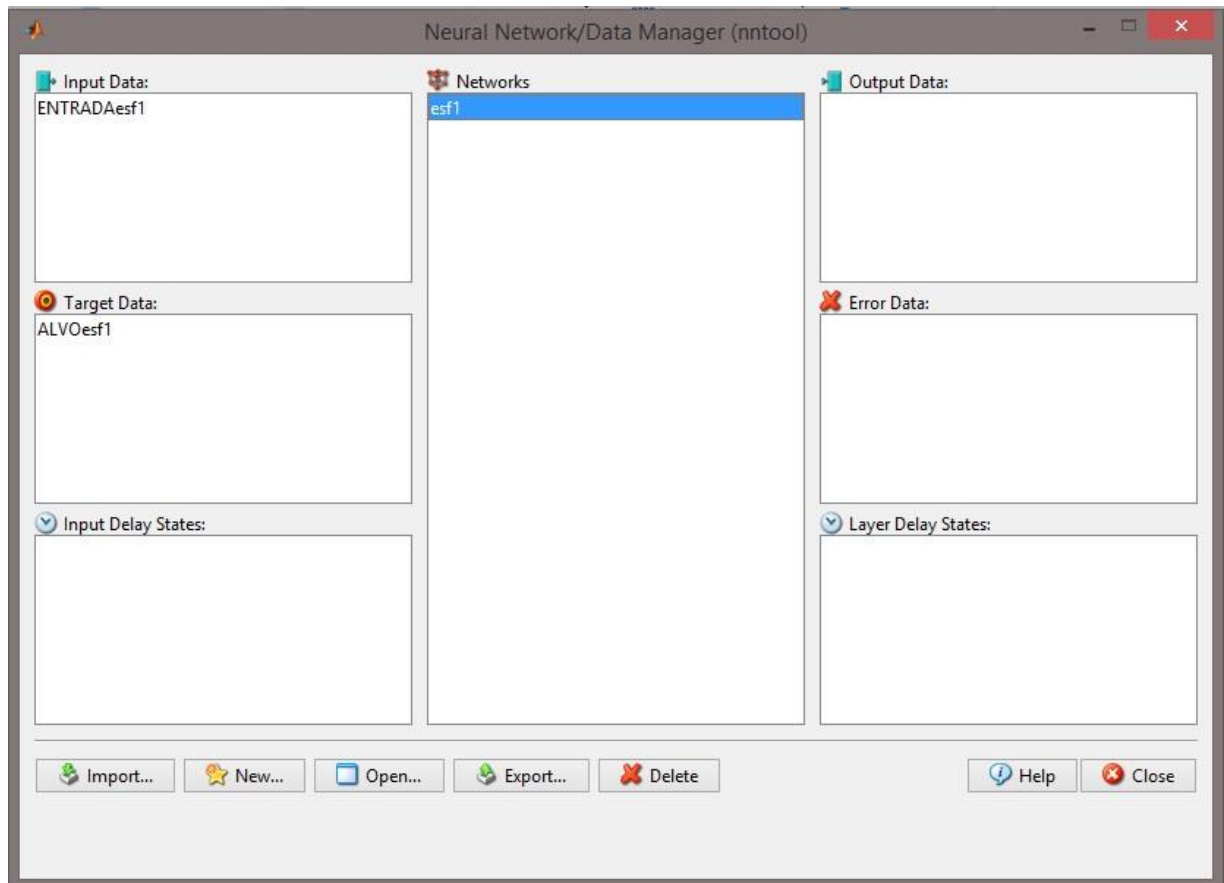
Figura A.1 – Carregamento dos dados no *workspace* e inicialização do *nntool*



Fonte: própria do autor (2018).

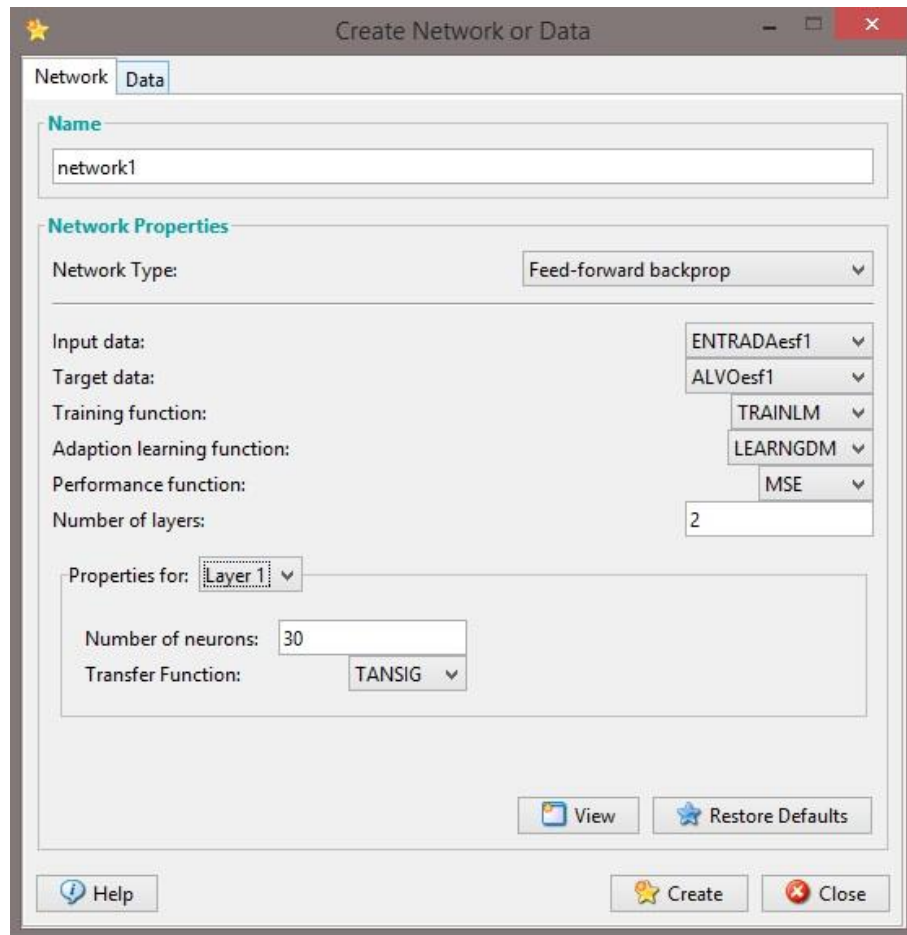
- b) Importar dados do *workspace* pelo *Import* e criar uma nova rede em *New*, figura A.2.
Escolher propriedades da rede.

Figura A.2 – Importar dados e criar nova rede



Fonte: própria do autor (2018).

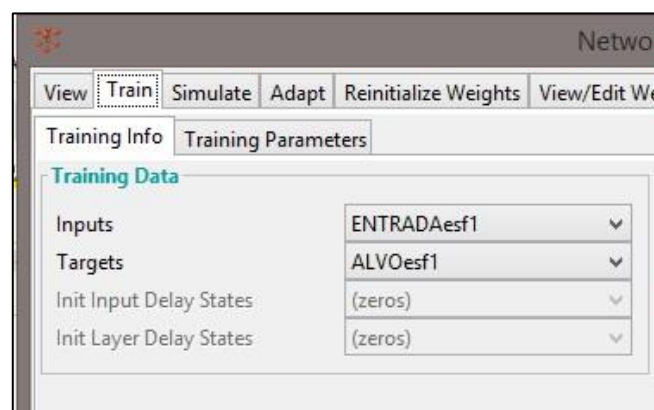
Figura A.3 – Criação da rede e escolha de suas propriedades



Fonte: própria do autor (2018).

- c) Após rede criada, deve-se abrir ela e em *Training Info* escolher dados de entrada e saída da rede, figura A.4, e em *Training Parameters* escolher os parâmetros de parada de treinamento, figura A.5.

Figura A.4 – Carregamento dos dados no workspace



Fonte: própria do autor (2018).

Figura A.5 – Parâmetros de parada de treinamento

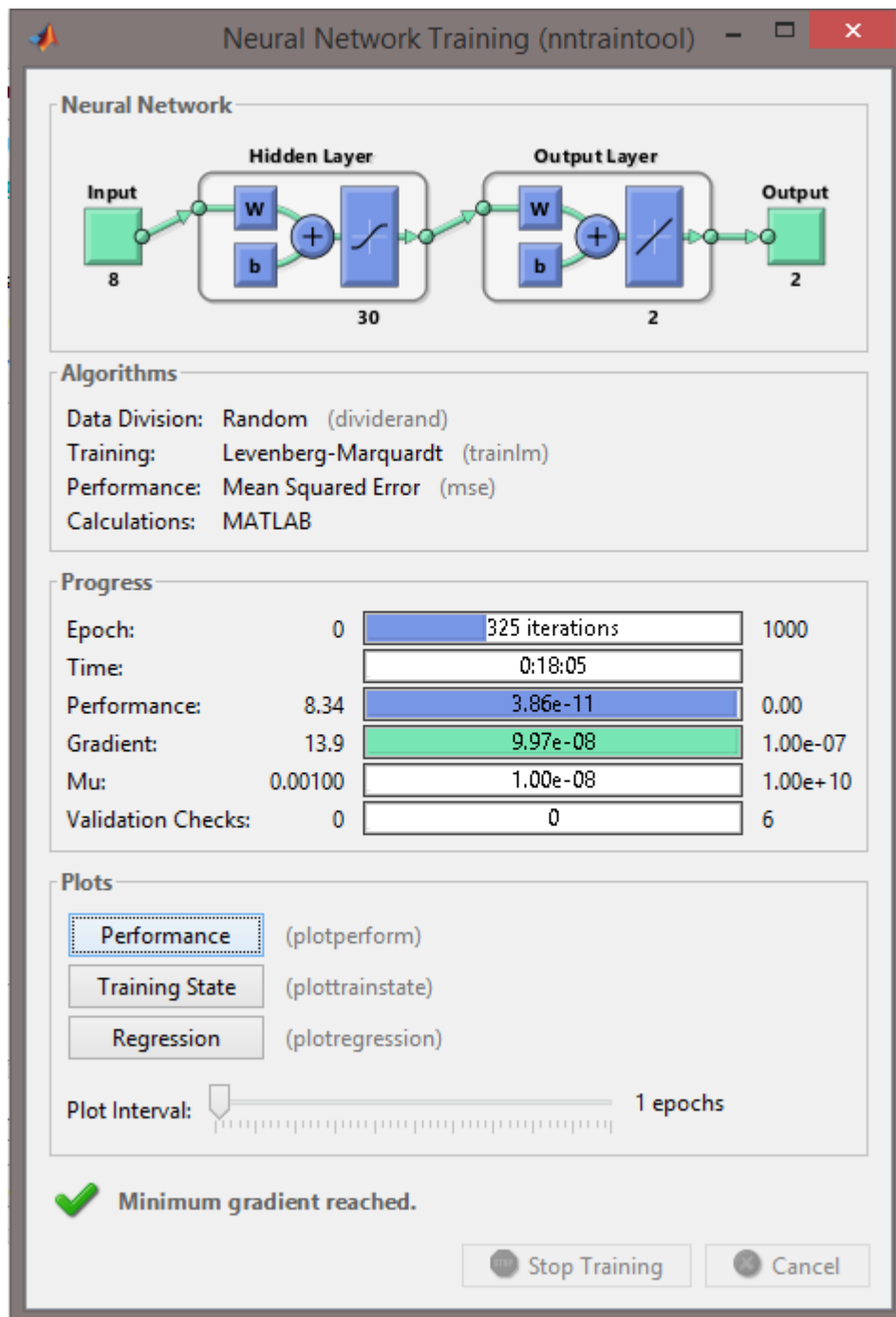
Training Parameters			
showWindow	true	mu	0.001
showCommandLine	false	mu_dec	0.1
show	25	mu_inc	10
epochs	1000	mu_max	10000000000
time	Inf		
goal	0		
min_grad	1e-07		
max_fail	6		

Train Network

Fonte: própria do autor (2018).

- d) Iniciar treinamento em *Train Network*, figura A.5. Acompanhar treinamento da rede na janela que abre em seguida, figura A.6.

Figura A.6 – Resultado do treinamento da rede



Fonte: própria do autor (2018).